



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117730330 A

(43) 申请公布日 2024. 03. 19

(21) 申请号 202280053151.6

(22) 申请日 2022.07.29

(30) 优先权数据

63/227,739 2021.07.30 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2024.01.29

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/IB2022/057077 2022.07.29

(87) PCT国际申请的公布数据

W02023/007461 EN 2023.02.02

(71) 申请人 瑞典爱立信有限公司

地址 瑞典斯德哥尔摩

(72) 发明人 H·阿布-泽德 梁本 董敏

王俊程 G·布德罗

(74) 专利代理机构 北京世辉律师事务所 16093

专利代理师 马明月

(51) Int.Cl.

G06N 3/098 (2023.01)

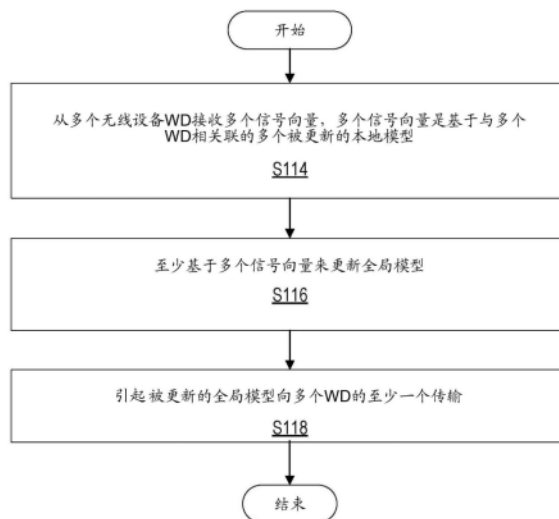
权利要求书4页 说明书25页 附图14页

## (54) 发明名称

用于边缘学习中的联合计算和通信的在线优化

## (57) 摘要

公开了一种方法、系统和装置。描述了边缘节点,该边缘节点被配置为与多个无线设备(WD)通信。边缘节点包括通信接口,该通信接口被配置为从多个WD接收多个信号向量,其中多个信号向量是基于与多个WD相关联的多个被更新的本地模型的。边缘节点还包括与通信接口通信的处理电路装置,其中处理电路装置被配置为至少基于多个信号向量来更新全局模型;并且引起被更新的全局模型向多个WD的至少一个传输。



1. 一种边缘节点 (19), 被配置为与多个无线设备WD (22) 通信, 所述边缘节点 (19) 包括:  
通信接口 (62), 所述通信接口 (62) 被配置为:  
从所述多个WD (22) 接收多个信号向量, 所述多个信号向量基于与所述多个WD (22) 相关联的多个被更新的本地模型;  
与所述通信接口 (62) 通信的处理电路装置 (64), 所述处理电路装置 (64) 被配置为:  
至少基于所述多个信号向量来更新全局模型; 以及  
引起被更新的所述全局模型向所述多个WD (22) 的至少一个传输。
2. 根据权利要求1所述的边缘节点 (19), 其中:  
所述处理电路装置 (64) 进一步被配置为:  
初始化第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项, 所述多个被更新的本地模型至少部分地基于被初始化的所述第一步尺寸参数、所述第二步尺寸参数和所述功率规范化因子中的所述至少一项; 以及  
所述通信接口 (62) 进一步被配置为:  
传输被初始化的所述第一步尺寸参数、所述第二步尺寸参数和所述功率规范化因子中的所述至少一项。
3. 根据权利要求1和权利要求2中任一项所述的边缘节点 (19), 其中所述全局模型是基于本地梯度和全局梯度下降中的至少一项、使用模型平均来更新的。
4. 根据权利要求1至3中任一项所述的边缘节点 (19), 其中所述多个被更新的本地模型中的每个被更新的本地模型至少部分地基于相应的本地信道状态信息CSI和本地数据。
5. 根据权利要求1至4中任一项所述的边缘节点 (19), 其中被接收的所述多个信号向量基于至少一个被更新的本地虚拟队列。
6. 根据权利要求1至5中任一项所述的边缘节点 (19), 其中所述处理电路装置 (64) 进一步被配置为:  
基于被接收的所述多个信号向量来恢复所述全局模型版本。
7. 根据权利要求6所述的边缘节点 (19), 其中经恢复的所述全局模型的所述版本是至少部分基于通信误差的所述全局模型的噪声版本。
8. 根据权利要求7所述的边缘节点 (19), 其中所述通信误差至少部分地基于由预定阈值限界的噪声值。
9. 根据权利要求1至8中任一项所述的边缘节点 (19), 其中所述全局模型的更新包括计算所述多个被更新的本地模型的加权和。
10. 根据权利要求1至9中任一项所述的边缘节点 (19), 其中所述全局模型的所述更新是基于联邦学习的。
11. 一种边缘节点 (19) 中的方法, 所述边缘节点 (19) 被配置为与多个无线设备WD (22) 通信, 所述方法包括:  
从所述多个WD (22) 接收 (S114) 多个信号向量, 所述多个信号向量基于与所述多个WD (22) 相关联的多个被更新的本地模型;  
至少基于所述多个信号向量来更新 (S116) 全局模型; 以及  
引起 (S118) 被更新的所述全局模型向所述多个WD (22) 的至少一个传输。
12. 根据权利要求11所述的方法, 进一步包括:

初始化第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项;以及传输被初始化的所述第一步尺寸参数、所述第二步尺寸参数和所述功率规范化因子中的所述至少一项。

13. 根据权利要求11和权利要求12中任一项所述的方法,其中所述全局模型是基于本地梯度和全局梯度下降中的至少一项、使用模型平均来更新的。

14. 根据权利要求11至13中任一项所述的方法,其中所述多个被更新的本地模型中的每个被更新的本地模型至少部分地基于相应的本地信道状态信息CSI和本地数据。

15. 根据权利要求11至14中任一项所述的方法,其中被接收的所述多个信号向量基于至少一个更新的本地虚拟队列。

16. 根据权利要求11至15中任一项所述的方法,进一步包括:  
基于被接收的所述多个信号向量来恢复所述全局模型的版本。

17. 根据权利要求16所述的方法,其中经恢复的所述全局模型的所述版本是至少部分基于通信误差的所述全局模型的噪声版本。

18. 根据权利要求17所述的方法,其中所述通信误差至少部分地基于由预定阈值限界的噪声值。

19. 根据权利要求11至18中任一项所述的方法,其中所述全局模型的更新包括计算所述多个被更新的本地模型的加权和。

20. 根据权利要求11至19中任一项所述的方法,其中所述全局模型的所述更新基于联邦学习。

21. 一种无线设备WD(22),被配置为与边缘节点(19)通信,所述WD(22)包括:  
处理电路装置(50),所述处理电路装置(50)配置为:  
使用本地信道状态信息CSI和本地数据,至少部分地基于分布式的每个迭代的优化函数来更新本地模型;

与所述处理电路装置(50)通信的无线电接口(46),所述无线电接口(46)被配置为:  
向所述边缘节点(19)传输至少一个信号向量,所述至少一个信号向量是基于被更新的所述本地模型;以及

接收被更新的全局模型,所述被更新的全局模型是至少部分地基于所述至少一个信号向量来更新的,所述被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

22. 根据权利要求21所述的WD(22),其中所述无线电接口(46)进一步被配置为:  
接收在所述边缘节点(19)处被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项,被接收的所述第一步尺寸参数、所述第二步尺寸参数和所述功率规范化因子中的所述至少一项能够由所述WD(22)用于更新所述本地模型。

23. 根据权利要求22所述的WD(22),其中所述处理电路装置(50)进一步被配置为:  
初始化所述本地模型、全局模型和本地虚拟队列中的至少一项。

24. 根据权利要求21至23中任一项所述的WD(22),其中所述处理电路装置(50)进一步被配置为:

基于长期发射功率约束来更新所述本地虚拟队列。

25. 根据权利要求24所述的WD(22),其中所述长期发射功率约束基于本地信道状态和所述本地模型。

26. 根据权利要求21至25中任一项所述的WD (22), 其中所述处理电路装置 (50) 进一步被配置为:

使用所述本地CSI和所述本地数据来确定所述分布式的每个迭代的优化函数。

27. 根据权利要求21至26中任一项所述的WD (22), 其中所述处理电路装置 (50) 进一步被配置为:

基于所述本地模型、至少一个功率规范化因子和至少一个信道逆向量来确定所述至少一个信号向量。

28. 根据权利要求21至27中任一项所述的WD (22), 其中更新所述本地模型进一步是基于一个全局模型的经恢复的版本。

29. 根据权利要求21至28中任一项所述的WD (22), 其中所述被更新的全局模型基于所计算的与多个无线设备相关联的多个信号向量的加权和, 所述至少一个信号向量是所述多个信号向量的部分, 所述WD (22) 是所述多个WD (22) 的部分。

30. 根据权利要求21至29中任一项所述的WD (22), 其中所述被更新的全局模型基于联邦学习。

31. 一种无线设备WD中的方法, 所述无线设备WD被配置为与边缘节点 (19) 通信, 所述方法包括:

使用本地信道状态信息CSI和本地数据, 至少部分地基于分布式的每个迭代的优化函数来更新 (S120) 本地模型;

向所述边缘节点 (19) 传输 (S122) 至少一个信号向量, 所述至少一个信号向量基于被更新的所述本地模型; 以及

接收 (S124) 被更新的全局模型, 所述被更新的全局模型是至少部分地基于所述至少一个信号向量来更新的, 所述被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

32. 根据权利要求31所述的方法, 进一步包括:

接收在所述边缘节点 (19) 处被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项, 被接收的所述第一步尺寸参数、所述第二步尺寸参数和所述功率规范化因子中的所述至少一项能够由所述WD (22) 用于更新所述本地模型。

33. 根据权利要求32所述的方法, 进一步包括:

初始化所述本地模型、全局模型和本地虚拟队列中的至少一项。

34. 根据权利要求31-33中任一项所述的方法, 进一步包括:

基于长期发射功率约束来更新所述本地虚拟队列。

35. 根据权利要求34所述的方法, 其中所述长期发射功率约束基于本地信道状态和所述本地模型。

36. 根据权利要求31-35中任一项所述的方法, 进一步包括:

使用所述本地CSI和所述本地数据, 确定所述分布式的每个迭代的优化函数。

37. 根据权利要求31-36中任一项所述的方法, 进一步包括:

基于所述本地模型、至少一个功率规范化因子和至少一个信道逆向量来确定所述至少一个信号向量。

38. 根据权利要求31至37中任一项所述的方法, 其中更新所述本地模型进一步基于一个全局模型的经恢复的版本。

39. 根据权利要求31至38中任一项所述的方法,其中所述被更新的全局模型基于所计算的与多个无线设备相关联的多个信号向量的加权和,所述至少一个信号向量是所述多个信号向量的部分,所述WD(22)是所述多个WD(22)的部分。

40. 根据权利要求31至39中任一项所述的方法,其中所述被更新的全局模型是基于联邦学习的。

## 用于边缘学习中的联合计算和通信的在线优化

### 技术领域

[0001] 本公开涉及无线通信,并且尤其涉及模型优化,诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)。

### 背景技术

[0002] 第三代合作伙伴计划(3GPP)已经开发并且正在开发针对第四代(4G)(也称为长期演进(LTE))和第五代(5G)(也称为新无线电(NR))无线通信系统的标准。这种系统除其他特征外,提供诸如基站的网络节点和移动无线设备(WD)之间的宽带通信,以及网络节点之间和WD之间的通信。

[0003] 联邦学习(FL)的背景

[0004] 机器学习方案通常需要基于数据中心或云服务器上可用的海量数据集的集中式模型训练。在无线边缘网络中,无线设备收集可用于训练机器学习模型的数据。这激发了边缘服务器和设备处的新机器学习技术,统称为边缘学习。对于中央云(例如,云网络、云网络中的节点等)处的学习到边缘的迁移受益于无线设备和边缘服务器/节点之间的信息交换。然而,通信资源的稀缺可能导致在边缘(即,在边缘服务器/节点)训练准确的机器学习模型的通信瓶颈。此外,由于对隐私的考虑,希望在无线设备上本地保持数据。集成了来自两个不同领域,即机器学习和通信的技术的通信-高效分布式学习算法可以应用于这些边缘学习场景。

[0005] 作为一种分布式学习方案,联邦学习(FL)允许本地设备协作学习全局模型,而无需向服务器发送本地数据。在FL中,一个操作是将从本地设备发送的本地模型聚合为服务器处的全局模型。为了减少通信开销,机器学习文献主要关注量化、稀疏化和本地更新。这些方法假设无误差传输,并且忽略物理有线或无线通信层。

[0006] 无线边缘网络中FL的背景

[0007] 无线信道的衰落性质和无线电资源的稀缺可能导致在无线边缘训练准确的机器学习模型的通信瓶颈。假设无误差传输,一个现有的工作提出了针对FL的资源约束下的自适应全局模型聚合。使用具有正交多址(OMA)的传统数字编码传输,计算和通信之间的时延和能量权衡已经被研究。

[0008] 观察到计算本地模型的加权和以在服务器上更新全局模型是充足的,一个或多个现有的工作提出在多址接入信道(MAC)上采用模拟聚合。这种空中(OTA)计算利用了经由本地模型的同时传输的无线信道的叠加特性,与传统的正交多址(OMA)相比,减少了时延和带宽要求。为了进一步减少通信时延并提高带宽效率,利用MAC的叠加特性在FL中执行模拟聚合。在一个现有的工作中,基于信道条件调度截断的本地模型参数用于聚合。研究了接收器波束成形设计,以最大化每个迭代时用于模型聚合的无线设备的数量。在另一项现有工作中,针对强凸损失函数研究了模拟模型聚合算法的收敛性。

[0009] 其他工作集中在FL中的模拟梯度聚合。梯度量化和稀疏化分别用于静态和衰落MAC上的压缩模拟聚合。分别利用稀疏梯度和全梯度研究了模拟梯度聚合算法的收敛性。研

究了功率分配以实现差分隐私。已提出了梯度统计感知功率控制以用于聚合误差最小化。在另一个现有工作中,通过每个迭代的功率分配最小化了由噪声信道和梯度压缩引起的聚合误差。

[0010] 这些在无线边缘网络上FL的各种现有工作在模型训练的每个迭代中交替进行模型更新和无线传输。这种计算和通信的单独离线优化没有完全考虑对于随时间计算和通信之间的相互影响。此外,大多数现有工作都集中在具有短期发射功率约束的每个迭代的优化问题上。在无线边缘网络中,长期发射功率是无线设备处能量使用的重要指示符。

[0011] 此外,一般的Lyapunov优化技术和在线凸优化技术已被应用于解决无线系统中的各种在线问题。例如,在现有工作中研究了具有能量收获和存储的无线传输的在线功率控制。分别在几个现有工作中探讨了非虚拟化和虚拟化多天线系统的在线预编码设计。在现有工作中研究了利用延迟信息的在线网络资源分配。在Lyapunov优化框架下,每个迭代时损失和约束函数的加权和被最小化。然而,对于机器学习任务,直接最小化损失函数意味着找到最优模型,这在一般情况下是困难的。此外,标准的Lyapunov优化需要集中化实施方式,这不应用于基于本地数据的FL。

[0012] 此外,在无线边缘(例如,在边缘服务器/节点)处解决计算和通信的联合在线优化问题是具有挑战性的。首先,噪声无线信道可能会在本地模型的模拟聚合中创造通信误差,并且这些误差会随时间在模型训练过程中累积。其次,单个的长期发射功率约束会影响模型准确性和模型训练的收敛性。第三,由于无线信道的衰落特性,模型训练和功率分配都应该是信道感知和在线的。最后,现有算法未能在计算和通信性能度量上提供性能保证。

## 发明内容

[0013] 一些实施例有利地提供用于模型优化的方法、系统和装置,诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)。

[0014] 现有的无线边缘处联邦学习上的工作依赖于单独优化全局模型的训练和本地模型的无线传输。

[0015] 在一个或多个实施例中,在噪声无线衰落信道上利用模拟聚合的FL被表述为在线优化问题,朝着最小化累积的训练损失的目标,同时满足单个长期发射功率约束。因此,有利地考虑了计算和通信性能度量两者。本公开的无线边缘节点处的计算和通信的联合在线优化并未在现有工作中描述。

[0016] 一个或多个实施例提供了被称为针对模拟聚合的在线模型更新(OMUAA)的算法,其集成了FL、OTA计算和无线资源分配。OMUAA(例如,被配置为执行一个或多个OMUAA步骤的通信系统的组件)基于当前本地信道状态信息(CSI)来更新本地模型。此外,本地模型是功率感知的,并且因此它们可以在空中直接被聚合,而无需额外的发射功率。

[0017] 一个或多个实施例分析了模型训练和模拟聚合随时间在OMUAA性能上的相互影响。本文描述的分析说明了OMUAA对于任何近似水平 $\epsilon$ 实现了具有 $\mathcal{O}\left(\frac{1}{\epsilon^2}\right)$ 收敛时间的

$\mathcal{O}\left((1 + \rho^2 + \Pi_T \rho)\epsilon\right)$ 最优间隔和具有 $\mathcal{O}\left(\frac{1}{\epsilon^3}\right)$ 收敛时间的 $\mathcal{O}\left((1 + \rho^2)\epsilon\right)$ 长期功率约束违反,其中 $\rho$ 是信道噪声的测量,并且 $\Pi_T$ 表示在无噪声信道上最优全局模型的累积变化。

[0018] 性能评估上的一些附加信息如下。本文研究了在典型的城市微小区长期演进

(LTE)网络设置下,系统参数对基于真实世界图像分类数据集的OMUAA性能上的影响。此外,表明了在不同场景下,OMUAA比已知的替代方案有显著的性能优势。

[0019] 在一个或多个实施例中,无线边缘网络处的联邦学习,其中多个功率受限的无线设备协作训练全局模型。无线设备每个都有自己的本地数据,并且它们由边缘服务器辅助。全局模型通过一系列迭代随时间推移被训练。在每个迭代中,每个无线设备使用当前全局模型和自己的数据来更新自己的本地模型。然后边缘服务器经由本地模型的模拟聚合来更新全局模型,这些模型由无线设备在噪声无线衰落多址信道上同时向边缘服务器传输。这个过程可以继续直到收敛。

[0020] 在一些实施例中,边缘学习中的计算(用于全局模型的训练)和通信(用于本地模型的传输)被联合优化,例如,随时间的推移。边缘服务器处的累积训练损失可以被最小化,例如,受制于无线设备处的单个长期发射功率约束。此外,描述了一种基于当前本地信道状态信息(即,在不了解信道统计的情况下)的高效算法,被称为模拟聚合的在线模型更新(OMUAA)。在OMUAA中,每个无线设备更新其本地模型,考虑其对全局模型性能和噪声信道上模拟聚合有效性的影响。

[0021] 对于性能分析,随时间研究了计算和通信的相互影响(例如,监测、确定、分析等),以推导计算和通信性能度量的性能界限。基于真实世界图像分类数据集的仿真结果表明,在典型的城市微小区长期演进网络设置下,OMUAA相比于已知最佳替代方案具有显著的性能增益。

[0022] 本文描述的一个或多个实施例的一部分类似于(即,可以基于)Lyapunov优化和在线凸优化的概念。在线凸优化框架有不同的系统设置,该不同的系统设置具有与本公开的教导不同的性能指标。

[0023] 一个或多个实施例关注无线边缘网络中的FL,其中多个无线设备在边缘节点的协助下参与模型训练。一个或多个实施例考虑/描述了噪声无线衰落信道上FL和模拟聚合的联合在线优化。一个或多个实施例的一个目标是最小化边缘节点处的累积训练损耗,同时满足无线设备处的单个长期发射功率约束。

[0024] 根据一个方面,描述了被配置为与多个无线设备(WD)通信的边缘节点。边缘节点包括通信接口,该通信接口被配置为从多个WD接收多个信号向量,其中多个信号向量是基于与多个WD相关联的多个被更新的本地模型的。边缘节点还包括与通信接口通信的处理电路装置,其中处理电路装置被配置为至少基于多个信号向量来更新全局模型;并且引起被更新的全局模型向多个WD的至少一个传输。

[0025] 在一些实施例中,处理电路装置还被配置为初始化第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。多个被更新的本地模型是至少部分地基于被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。通信接口进一步被配置为传输被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。

[0026] 在一些其他实施例中,全局模型是基于本地梯度和全局梯度下降中的至少一项使用模型平均来更新的。在一个实施例中,多个被更新的本地模型中的每个被更新的本地模型是至少部分地基于相应的本地信道状态信息(CSI)和本地数据。在另一个实施例中,被接收的多个信号向量是基于至少一个被更新的本地虚拟队列。在一些实施例中,处理电路装



置还被配置为基于被接收的多个信号向量来恢复全局模型版本。

[0027] 在一些其他实施例中,经恢复的全局模型版本是至少部分基于通信误差的全局模型的噪声版本。在一个实施例中,通信误差是至少部分基于被预定阈值限界的噪声值的。在另一个实施例中,全局模型的更新包括计算多个被更新的本地模型的加权和。在一些实施例中,全局模型的更新是基于联邦学习的。

[0028] 根据另一方面,描述了一种在被配置为与多个无线设备(WD)通信的边缘节点中的方法。方法包括从多个WD接收多个信号向量,其中多个信号向量是基于与多个WD相关联的多个被更新的本地模型;至少基于多个信号向量来更新全局模型;以及引起被更新的全局模型向多个WD的至少一个传输。

[0029] 在一些实施例中,方法还包括初始化第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项;以及传输被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。在一些其他实施例中,全局模型是基于本地梯度和全局梯度下降中的至少一项使用模型平均来更新的。在一个实施例中,多个被更新的本地模型中的每个被更新的本地模型是至少部分地基于相应的本地信道状态信息(CSI)和本地数据。在另一个实施例中,被接收的多个信号向量是基于至少一个被更新的本地虚拟队列。

[0030] 在一些实施例中,方法还包括基于被接收的多个信号向量来恢复全局模型版本。在一些其他实施例中,全局模型的经恢复的版本是至少部分基于通信误差的全局模型的噪声版本的。在一个实施例中,通信误差是至少部分基于有预定阈值限界的噪声值。在另一个实施例中,全局模型的更新包括计算多个被更新的本地模型的加权和。在一些实施例中,全局模型的更新是基于联邦学习的。

[0031] 根据一个方面,描述了一种被配置为与边缘节点通信的无线设备(WD)。WD包括处理电路装置,该处理电路装置被配置为使用本地信道状态信息(CSI)和本地数据至少部分地基于分布式的每个迭代的优化函数来更新本地模型。WD还包括与处理电路装置通信的无线电接口,其中无线电接口被配置为向边缘节点传输至少一个信号向量,该至少一个信号向量是基于被更新的本地模型;并且接收被更新的全局模型,被更新的全局模型是至少部分地基于至少一个信号向量来更新的,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

[0032] 在一些实施例中,无线电接口还被配置为接收在边缘节点初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。被接收的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项可由WD用于更新本地模型。在一些其他实施例中,处理电路装置还被配置为初始化本地模型、全局模型和本地虚拟队列中的至少一项。在一个实施例中,处理电路装置还被配置为基于长期发射功率约束来更新本地虚拟队列。在另一个实施例中,长期发射功率约束是基于本地信道状态和本地模型。

[0033] 在一些实施例中,处理电路装置还被配置为使用本地CSI和本地数据确定分布式的每个迭代的优化函数。在一些其他实施例中,处理电路装置进一步被配置为基于本地模型、至少一个功率规范化因子和至少一个信道逆向量确定至少一个信号向量。在一个实施例中,更新本地模型进一步是基于一个全局模型的经恢复的版本。在另一个实施例中,被更新的全局模型是基于与多个无线设备相关联的多个信号向量的被计算的加权和的。至少一个信号向量是多个信号向量的部分,WD是多个WD的部分。在一些实施例中,被更新的全局模型是基于联邦学习的。

[0034] 根据另一方面,描述了一种在被配置为与边缘节点通信的无线设备(WD)中的方法。方法包括使用本地信道状态信息CSI和本地数据,至少部分地基于分布式的每个迭代的优化函数来更新本地模型;向边缘节点传输至少一个信号向量,其中至少一个信号向量是基于被更新的本地模型;以及接收被更新的全局模型。被更新的全局模型是至少部分地基于至少一个信号向量来更新的。此外,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

[0035] 在一些实施例中,方法还包括接收在边缘节点初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项。被接收的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一项可被WD用于更新本地模型。在一些其他实施例中,方法还包括初始化本地模型、全局模型和本地虚拟队列中的至少一项。在一个实施例中,方法还包括基于长期发射功率约束来更新本地虚拟队列。在另一个实施例中,长期发射功率约束是基于本地信道状态和本地模型。

[0036] 在一些实施例中,方法还包括使用本地CSI和本地数据确定分布式的每个迭代的优化函数。在一些其他实施例中,方法还包括基于本地模型、至少一个功率规范化因子和至少一个信道逆向量来确定至少一个信号向量。在一个实施例中,更新本地模型还是基于一个全局模型的经恢复的版本。在另一个实施例中,被更新的全局模型是基于与多个无线设备相关联的多个信号向量的被计算的加权和的。至少一个信号向量是多个信号向量的部分,Wd是多个WD的部分。在一些实施例中,被更新的全局模型是基于联邦学习的。

## 附图说明

[0037] 当结合附图考虑时,通过参考以下详细描述将更容易理解本实施例及其附带的优点和特征的更完整理解:

[0038] 图1是根据本文公开的原则的说明通信系统的示例网络架构的示意图;

[0039] 图2是根据本公开的一些实施例的通信系统中的若干实体的框图;

[0040] 图3是根据本公开的一些实施例的边缘节点中的示例过程的流程图;

[0041] 图4是根据本公开的一些实施例的无线设备中的示例过程的流程图;

[0042] 图5是根据本公开的一些实施例的边缘节点中的另一示例过程的流程图;

[0043] 图6是根据本公开的一些实施例的无线设备中的另一示例过程的流程图;

[0044] 图7是根据本公开的一些实施例的无线设备中的另一示例过程的流程图;

[0045] 图8是根据本公开的一些实施例的边缘节点中的另一示例过程的流程图;以及

[0046] 图9是根据本公开的一些实施例的在边缘节点处的示例联邦学习的图。

[0047] 图10是根据本公开的一些实施例的用于各种迭代的示例测试准确性值的图;

[0048] 图11是根据本公开的一些实施例的用于各种迭代的示例训练损失值的图;

[0049] 图12是根据本公开的一些实施例的用于各种迭代的示例发射功率值的图;

[0050] 图13是根据本公开的一些实施例的示例测试准确性对比长期发射功率限制的图;

以及

[0051] 图14是根据本公开的一些实施例的测试准确性对比到具有不同P值的边缘节点的距离的图。

## 具体实施方式

[0052] 在详细描述示例实施例之前,需要注意的是,实施例主要存在于与诸如对于例如联邦学习 (FL) 的模型优化相关的装置组件和处理步骤的组合中,例如在无线边缘网络中。因此,组件已在适当的情况下由附图中的常规符号表示,仅显示与理解实施例相关的那些特定细节,以便不会用那些对于受益于本文描述的本领域普通技术人员来说容易显而易见的细节来模糊本公开。

[0053] 如本文所用,关系术语,诸如“第一”和“第二”,“顶部”和“底部”等,可以仅用于将一个实体或元素与另一个实体或元素区分开来,而不一定要求或暗示这些实体或元素之间的任何物理或逻辑关系或顺序。本文所用术语仅用于描述特定实施例的目的,并且不旨在限制本文描述的概念。如本文所用,单数形式“一”,“一个”和“这个”也旨在包括复数形式,除非上下文另有明确指示。将进一步理解,术语“包括”、“包含”、“含有”和/或“包括”在本文使用时指定所述特征,整数,步骤,操作,元素和/或组件的存在,但不排除存在或添加一个或多个其它特征、整数、步骤、操作、元素、组件和/或其组。

[0054] 在本文描述的实施例中,连接术语“与通信”等可用于表示电子或数据通信,例如,可以通过物理接触、感应、电磁辐射、无线电信令、红外信令或光学信令来实现。本领域普通技术人员将理解,多个组件可以互操作,并且实现电子和数据通信的修改和变化是可能的。

[0055] 在本文描述的一些实施例中,术语“耦合”、“连接”等可在本文中用于指示连接,尽管不一定是直接的,并且可包括有线和/或无线连接。

[0056] 本文使用的术语仅用于描述特定实施例并不旨在限制。如本文所用,单数形式“一”、“一个”和“这个”也旨在包括复数形式,除非上下文另有明确指示。进一步理解,术语“包括”、“包含”、“含有”和/或“包括”在本文使用时,指定所述特征、整数、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但不排除一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元素、组件和/或其组的存在或添加。

[0057] 这里使用的术语“网络节点”可以是包括在无线网络中的任何种类的网络节点,其还可以包括基站 (BS)、无线电基站、基站收发信台 (BTS)、基站控制器 (BSC)、无线网络控制器 (RNC)、g 节点B (gNB)、演进节点B (eNB或eNodeB)、节点B、多标准无线电 (MSR) 无线电节点,诸如MSR BS、多小区/多播协调实体 (MCE)、中继节点、捐赠节点控制中继、无线电接入点 (AP)、传输点、传输节点、远程无线电单元 (RRU) 远程无线电头 (RRH)、核心网络节点 (例如,移动管理实体 (MME)、自组织网络 (SON) 节点、协调节点、定位节点、MDT节点等)、外部节点 (例如,第三方节点、当前网络外部的节点)、分布式天线系统 (DAS) 中的节点、频谱接入系统 (SAS) 节点、元素管理系统 (EMS) 等。网络节点还可以包括测试装置。在一些实施例中,网络节点可以包括/是边缘节点。然而,边缘节点并不局限于此,并且可以是任何独立节点。此外,边缘节点可以被配置为执行与无线边缘网络 (诸如与本公开的通信系统相关联的一个或多个网络) 相关联的步骤 (例如,边缘计算)。

[0058] 在一些其它实施例中,这里使用的术语“无线电节点”也可以用来表示诸如无线电网络节点的无线设备 (WD)。

[0059] 在一些实施例中,非限制性术语无线设备 (WD) 或用户设备 (UE) 可互换使用。本文的WD可以是能够通过无线电信号与网络节点和/或边缘节点和/或另一个WD通信的任何类型的无线设备,诸如无线设备 (WD)。WD还可以是无线电通信设备、目标设备、设备到设备

(D2D)WD、机器类型WD或能够机器到机器通信(M2M)的WD、低成本和/或低复杂度WD、配备有WD的传感器、平板电脑、移动终端、智能手机、嵌入的笔记本电脑的设备(LEE)、安装笔记本电脑的设备(LME)、USB加密狗、客户前置设备(CPE)、物联网(IoT)设备或窄带IoT(NB-IOT)设备等。

[0060] 此外,在一些实施例中,术语“无线网络节点”被使用。它可以是任何种类的无线网络节点,其可以包括基站、无线电基站、基站收发信台、基站控制器、网络控制器、RNC、演进节点B(eNB)、节点B、gNB、多小区/多播协调实体(MCE)、中继节点、接入点、无线电接入点、远程无线电单元(RRU)远程无线电头(RRH)中的任何一种。

[0061] 在下行链路中传输可以属于从网络或网络节点到无线设备的传输。在上行链路中传输可以属于从无线设备到网络或网络节点的传输。在侧链路中传输可以属于从一个无线设备到另一个无线设备的(直接)传输。上行链路、下行链路和侧链路(例如,侧链路传输和接收)可以被考虑是通信方向。在一些变体中,上行链路和下行链路也可以用于描述网络节点之间的无线通信,例如用于无线回程和/或中继通信和/或(无线)网络通信,例如基站或类似网络节点之间的通信,特别是终止于此的通信。可以认为回程和/或中继通信和/或网络通信被实现为侧链路或上行链路通信或类似的形式。

[0062] 需要注意,尽管本公开中可以使用来自一个特定无线系统的术语,诸如,例如3GPP LTE和/或新无线电(NR),但这不应被视为将本公开的范围限制为仅上述系统。其他无线系统,包括但不限于宽带码分多址(WCDMA)、全球微波接入互操作性(WiMax)、超移动宽带(UMB)和全球移动通信系统(GSM),也可以从利用本公开中涵盖的想法中受益。

[0063] 还需注意,本文描述的由无线设备或网络节点执行的功能可以分布在多个无线设备和/或网络节点上。换句话说,设想本文描述的网络节点和无线设备的功能不限于单个物理设备的性能,并且实际上可以分布在若干物理设备之间。

[0064] 除非另有定义,否则本文使用的所有术语(包括技术和科学术语)与本公开所属领域的普通技术人员通常理解的含义相同。还将理解,本文使用的术语应被解释为具有与其在本说明书和相关领域中的含义一致的含义,并且除非本文明确定义,否则不会以理想化或过于正式的方式解释。

[0065] 一些实施例指向模型优化,诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)。

[0066] 参考附图,其中类似元素由类似附图标记表示,在图1中示出了根据一个实施例的通信系统10的示意图,诸如可以支持诸如LTE和/或NR(5G)的标准的3GPP类型蜂窝网络,其包括诸如无线电接入网络的接入网络12和核心网络14。接入网络12包括多个网络节点16a、16b、16c(统称为网络节点16),诸如NB、eNB、gNB或其他类型的无线接入点,每一个都定义了相应的覆盖区域18a、18b、18c(统称为覆盖区域18)。接入网络12包括一个或多个边缘节点19a至19n(统称和/或可互换地称为可以形成一个或多个边缘网络的边缘节点19(例如,边缘服务器)中的一个或多个。在一个或多个实施例中,边缘节点19是在接入网络12的接入/边缘处和/或可以与网络节点16共位。此外,本文公开的技术还可以有益于在诸如数据网络的具有相似布置的另一种类型的网络中使用,诸如以向其他类型的网络提供本文描述的一个或多个优点。

[0067] 每个网络节点16a、16b、16c可通过有线或无线连接20连接到边缘节点19和/或核心网络14。位于覆盖区域18a中的第一无线设备(WD)22a被配置为无线地连接到相应的网络

节点16a、或被相应的网络节点16a寻呼。覆盖区域18b中的第二WD 22b可无线地连接到相应的网络节点16b。虽然在该示例中说明了多个WD 22a、22b(统称为无线设备22),但公开的实施例同样适用于唯一WD 22在覆盖区域中或唯一WD 22连接到相应的网络节点16的情况。需要注意,尽管为了方便起见仅示出了两个WD 22和三个网络节点16,但通信系统可以包括更多的WD 22和网络节点16。

[0068] 此外,可以设想WD 22可以同时与多于一个网络节点16(和/或边缘节点19)和多于一种类型的网络节点16(和/或多于一种类型的边缘节点19)通信和/或被配置为单独与多于一个网络节点16(和/或边缘节点19)和多于一种类型的网络节点16(和/或多于一种类型的边缘节点19)通信。例如,WD 22可以与支持LTE的网络节点16和支持NR的相同或不同的网络节点16具有双连接性。例如,WD 22可以与用于LTE/E-UTRAN的eNB和用于NR/NG-RAN的gNB通信。

[0069] 边缘节点19被配置为包括全局单元24,其被配置为执行如本文所述的一个或多个边缘节点19功能,诸如关于诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)的全局模型优化。无线设备22被配置为包括本地单元26,其被配置为执行如本文所述的一个或多个无线设备22功能,诸如关于诸如对于无线边缘网络中的FL的本地模型优化。

[0070] 现在将参照图2描述在前面段落中讨论的WD 22、网络节点16和边缘节点19的根据实施例的示例实施方式。

[0071] 通信系统10包括网络节点16,该网络节点16在通信系统10中提供并且包括使其能够与WD 22通信的硬件28。硬件28可以包括通信接口30,用于建立和维护与位于由网络节点16服务的覆盖区域18中的WD 22的至少一个无线连接32。通信接口30可以形成为或可以包括例如一个或多个RF发射器、一个或多个RF接收器和/或一个或多个RF收发器。通信接口30包括天线34的阵列,以辐射和接收携带电磁波的信号。在一个或多个实施例中,网络节点16可以经由通信接口30(例如,经由非无线回程链路)和天线34中的一个或多个与边缘节点19通信。

[0072] 在所示的实施例中,网络节点16的硬件28还包括处理电路装置36。处理电路装置36可以包括处理器38和存储器40。特别地,除了或代替诸如中央处理单元的处理器和存储器,处理电路装置36可以包括用于处理和/或控制的集成电路,例如,一个或多个处理器和/或处理器内核和/或适于执行指令的FPGA(现场可编程门阵列)和/或ASIC(专用集成电路)。处理器38可以被配置为接入(例如,写入和/或读取)存储器40,该存储器40可以包括任何种类的易失性和/或非易失性存储器,例如,高速缓存和/或缓冲存储器和/或RAM(随机存取存储器)和/或ROM(只读存储器)和/或光存储器和/或EPROM(可擦除可编程只读存储器)。

[0073] 因此,网络节点16还具有软件42,其内部存储在例如存储器40中,或者存储在由网络节点16经由外部连接可访问的外部存储器(例如,数据库、存储阵列、网络存储设备等)中。软件42可以由处理电路装置36执行。处理电路装置36可以被配置为控制本文所述的任何方法和/或过程和/或使得这些方法和/或过程被例如网络节点16执行。处理器38对应于一个或多个处理器38,用于执行本文所述的网络节点16功能。存储器40被配置为存储数据、编程软件代码和/或本文所述的其他信息。在一些实施例中,软件42可以包括指令,该指令当由处理器38和/或处理电路装置36执行时,使得处理器38和/或处理电路装置36执行关于网络节点16描述的过程。

[0074] 通信系统10还包括已经提到的WD 22。WD 22可以具有硬件44,该硬件44可以包括无线电接口46,该无线电接口46被配置为建立和维持与服务于WD 22当前所在的覆盖区域18的网络节点16的无线连接32。在一个或多个实施例中,WD 22可以建立和维持与边缘节点19的无线连接32。无线电接口46可以形成为或可以包括例如一个或多个RF发射器、一个或多个RF接收器和/或一个或多个RF收发器。无线电接口46包括天线48的阵列,以辐射和接收携带电磁波的信号。

[0075] WD 22的硬件44还包括处理电路装置50。处理电路装置50可以包括处理器52和存储器54。特别地,除了或代替诸如中央处理器的处理器和存储器,处理电路装置50可以包括用于处理和/或控制的集成电路,例如,一个或多个处理器和/或处理器内核和/或适于执行指令的FPGA(现场可编程门阵列)和/或ASIC(专用集成电路)。处理器52可以被配置为接入(例如,写入和/或读取)存储器54,该存储器54可以包括任何种类的易失性和/或非易失性存储器,例如,高速缓存和/或缓冲存储器和/或RAM(随机存取存储器)和/或ROM(只读存储器)和/或光学存储器和/或EPROM(可擦除可编程只读存储器)。

[0076] 因此,WD 22还可以包括软件56,该软件56存储在例如WD 22处的存储器54中,或者存储在WD 22可访问的外部存储器(例如,数据库、存储阵列、网络存储设备等)中。软件56可以由处理电路装置50执行。软件56可以包括客户端应用58。客户端应用58可以用于经由WD 22向人类或非人类用户提供服务。

[0077] 处理电路装置50可以被配置为控制本文描述的任何方法和/或过程和/或使得这些方法和/或过程被例如WD 22执行。处理器52对应于用于执行本文描述的WD 22功能的一个或多个处理器52。WD 22包括存储器54,该存储器54被配置为存储本文描述的数据、编程软件代码和/或其他信息。在一些实施例中,软件56和/或客户端应用58可以包括指令,该指令当由处理器52和/或处理电路装置50执行时,使得处理器52和/或处理电路装置50执行本文关于WD 22描述的过程。例如,无线设备22的处理电路装置50可以包括本地单元26,其被配置为建模诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)的优化。

[0078] 通信系统10包括边缘节点19,该边缘节点19被提供在通信系统10中并且包括使其能够与WD 22和/或网络节点16通信的硬件60。硬件60可以包括通信接口62,用于建立和保持与WD 22和/或网络节点16的至少一个无线连接32。通信接口62可以形成为或可以包括例如一个或多个RF发射器、一个或多个RF接收器和/或一个或多个RF收发器。通信接口62包括天线63的阵列,以辐射和接收携带电磁波的信号。在一个或多个实施例中,边缘节点19可以经由通信接口62(例如,经由非无线回程链路)和天线63中的一个或多个与网络节点通信。

[0079] 在所示的实施例中,边缘节点19的硬件60还包括处理电路装置64。处理电路装置64可以包括处理器66和存储器68。特别地,除了或代替诸如中央处理器的处理器和存储器,处理电路装置64可以包括用于处理和/或控制的集成电路,例如,一个或多个处理器和/或处理器内核和/或适于执行指令的FPGA(现场可编程门阵列)和/或ASIC(专用集成电路)。处理器66可以被配置为接入(例如,写入和/或读取)存储器68,该存储器68可以包括任何种类的易失性和/或非易失性存储器,例如,高速缓存和/或缓冲存储器和/或RAM(随时存取存储器)和/或ROM(只读存储器)和/或光存储器和/或EPROM(可擦除可编程只读存储器)。

[0080] 因此,边缘节点19还具有软件70,该软件70内部存储在例如存储器68中的软件70,或者存储在边缘节点19经由外部连接可访问的外部存储器(例如,数据库、存储阵列、网络

存储设备等)中。软件70可以由处理电路装置64执行。处理电路装置64可以被配置为控制本文描述的任何方法和/或过程和/或使得这样的方法和/或过程被例如边缘节点19执行。处理器66对应于一个或多个处理器66,用于执行本文描述的边缘节点19功能。存储器68被配置为存储数据、编程软件代码和/或本文描述的其他信息。在一些实施例中,软件70可以包括指令,该指令当由处理器66和/或处理电路装置64执行时,使得处理器66和/或处理电路装置64执行本文描述的关于边缘节点19的过程。例如,边缘节点19的处理电路装置64可以包括全局单元24,其被配置为建模诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习(FL)的优化。

[0081] 在一些实施例中,网络节点16、边缘节点19和WD 22的内部工作可以如图2所示并且独立地,周围网络拓扑可以是图1的周围网络拓扑。

[0082] WD 22与网络节点16和/或边缘节点19之间的无线连接32是根据贯穿本公开描述的实施例的教导。

[0083] 尽管图1和图2示出了各种“单元”,诸如全局单元24和本地单元26,为在相应的处理器内,但是可以设想这些单元可以被实现为使得单元的一部分被存储在处理电路装置内的对应存储器中。换句话说,这些单元可以在硬件中或者在处理电路装置内的硬件和软件的组合中实现。

[0084] 图3是根据本公开的一些实施例的边缘节点19中的示例过程的流程图。本文描述的一个或多个块可以由边缘节点19的一个或多个元素执行,诸如由处理电路装置64(包括全局单元24)、处理器66和/或通信接口62中的一个或多个执行。如本文所述,边缘节点19被配置为从多个无线设备22接收(块S100)多个信号向量,其中多个信号向量基于与多个无线设备22相关联的多个被更新的本地模型。如本文所述,边缘节点19被配置为至少基于多个信号向量更新(块S102)全局模型,其中被更新的全局模型是信道和功率感知的。如本文所述,边缘节点19被配置为引起(块S104)被更新的全局模型向多个无线设备22的传输。

[0085] 根据一个或多个实施例,全局模型的更新包括计算多个信号向量的加权和。根据一个或多个实施例,处理电路装置64还被配置为至少基于被更新的全局模型来调度向多个无线设备22中的至少一个的至少一个传输。根据一个或多个实施例,全局模型的更新基于边缘节点19处的联邦学习。

[0086] 图4是根据本公开的一些实施例的无线设备22中的示例过程的流程图。本文描述的一个或多个块可以由无线设备22的一个或多个元素执行,诸如由一个或多个处理电路装置50(包括本地单元26)、处理器52和/或无线电接口46。如本文所述,无线设备22被配置为至少基于使用当前本地信道状态CSI解决分布式的每个迭代的优化问题来更新(块S108)本地模型。如本文所述,无线设备22被配置为引起(块S110)至少一个信号向量到边缘节点19的传输,至少一个信号向量是基于被更新的本地模型。如本文所述,无线设备22被配置为接收(块S112)被更新的全局模型,该被更新的全局模型至少基于至少一个信号向量被更新,被更新的全局模型是信道和功率感知的。

[0087] 根据一个或多个实施例,被更新的全局模型基于与多个无线设备22相关联的多个信号向量的计算加权和。根据一个或多个实施例,处理电路装置50还被配置为接收至少一个传输的调度,该至少一个传输的调度至少基于被更新的全局模型被调度。根据一个或多个实施例,被更新的全局模型基于边缘节点19处的联邦学习。

[0088] 图5是根据本公开的一些实施例的边缘节点19中的示例过程的流程图。本文描述

的一个或多个块可以由边缘节点19的一个或多个元素执行,诸如由一个或多个处理电路装置64(包括全局单元24)、处理器66和/或通信接口62。边缘节点,诸如经由19处理电路装置64(包括全局单元24)和/或处理器66和/或通信接口62,被配置为从多个WD 22接收(块S114)多个信号向量,其中多个信号向量基于与多个WD 22相关联的多个更新的本地模型;至少基于多个信号向量来更新(块S116)全局模型;以及引起(块S118)被更新的全局模型向多个WD 22的至少一个传输。

[0089] 在一些实施例中,方法还包括初始化第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一个,多个更新的本地模型至少部分地基于被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一个;以及传输被初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一个。例如,两个步尺寸参数 $\alpha$ 、 $\gamma$ 和功率规范化因子 $\lambda$ 中的一个或多个可用于确定本地模型。

[0090] 在一些其他实施例中,基于本地梯度和全局梯度下降中的至少一个使用模型平均来更新全局模型。例如,方法可以使用等式(11)(例如,在模拟聚合的场境中)来执行模型平均。在一个实施例中,多个被更新的本地模型中的每一个至少部分地基于相应的本地信道状态信息(CSI)和本地数据。在另一个实施例中,被接收的多个信号向量基于至少一个被更新的本地虚拟队列。在一些实施例中,方法还包括基于被接收的多个信号向量来恢复全局模型的版本。

[0091] 在一些其他实施例中,全局模型的被恢复的版本是全局模型的噪声版本,该噪声版本至少部分基于通信误差。例如,全局模型的噪声版本可以在等式(11)中,并且全局模型的无噪声版本在等式(6)中。在一个实施例中,通信误差至少部分基于以预定阈值为界的噪声值。在另一个实施例中,全局模型的更新包括计算多个被更新的本地模型的加权和。在一些实施例中,全局模型的更新基于联邦学习。

[0092] 图6是根据本公开的一些实施例的无线设备22中的示例过程的流程图。本文描述的一个或多个块可以由无线设备22的一个或多个元素执行,诸如由处理电路装置50(包括本地单元26)、处理器52和/或无线电接口46中的一个或多个执行。无线设备22,诸如经由处理电路装置50(包括本地单元26)、处理器52和/或无线电接口46中的一个或多个,被配置为使用本地信道状态信息(CSI)和本地数据至少部分地基于分布式的每个迭代的优化函数来更新(块S120)本地模型;向边缘节点19传输(块S122)至少一个信号向量,该至少一个信号向量基于被更新的本地模型;以及接收(块S124)被更新的全局模型。被更新的全局模型至少部分地基于至少一个信号向量来更新。被更新的全局模型是信道和功率感知的。

[0093] 在一些实施例中,该方法还包括接收在边缘节点19初始化的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一个。接收的第一步尺寸参数、第二步尺寸参数和功率规范化因子中的至少一个可由WD 22用于更新本地模型。在一些其他实施例中,方法还包括初始化本地模型、全局模型和本地虚拟队列中的至少一个。在实施例中,方法还包括基于长期发射功率约束更新本地虚拟队列。在另一个实施例中,长期发射功率约束基于本地信道状态和本地模型。

[0094] 在一些实施例中,方法还包括使用本地CSI和本地数据确定分布式的每个迭代的优化函数。在一些其他实施例中,方法还包括基于本地模型、至少一个功率规范化因子和至少一个信道逆向量确定至少一个信号向量。在一个实施例中,更新本地模型还基于一个全



局模型的被恢复的版本。在另一个实施例中,被更新的全局模型基于与多个无线设备22相关联的多个信号向量的计算加权和。至少一个信号向量是多个信号向量的部分,WD 22是多个WD 22的部分。在一些实施例中,被更新的全局模型基于联邦学习。

[0095] 已经大概描述了用于诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习 (FL) 的模型优化的布置,这些布置、功能和过程的细节如下提供,并且其可以由网络节点16(和/或其任何组件,例如,在图2中示出)和/或边缘节点19(和/或其任何组件,例如,在图2中示出)和/或无线设备22(和/或其任何组件,例如,在图2中示出)来实现。

[0096] 一些实施例提供诸如对于例如无线边缘网络中的联邦学习 (FL) 的模型优化。

[0097] 1. 系统模型和问题阐述

[0098] 1.1 联邦学习系统

[0099] FL旨在基于多个本地设备上的本地数据训练全局机器学习模型。为了保护数据隐私,本文描述的FL算法不是从本地设备收集原始数据来训练全局模型,而是通过计算从本地设备接收的本地更新模型的加权和来更新全局模型。通过本地梯度下降,本地模型在本地设备上更新,以最小化衡量训练性能的训练损失。

[0100] 1.1.1 学习目标

[0101] 在一个或多个实施例中,由N个无线设备22(也称为无线设备n)和边缘节点19形成的无线边缘网络(例如,接入网络12和/或核心网络14)如图1和图9所示。每个无线设备n收集表示为 $\mathcal{D}^n$ 的其本地训练集。 $\mathcal{D}^n$ 中第i个数据样本由 $(u^{n,i}, v^{n,i})$ 表示,其中 $u^{n,i}$ 是数据特征向量, $v^{n,i}$ 是该数据样本的真实标签。一个FL目标是针对边缘节点19学习由向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ 表示的全局模型(例如,神经网络),其为任何数据特征向量生成真实标签。全局模型是基于本地训练数据集学习的。

[0102] 对于给定的全局模型 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ ,定义了与每个数据样本相关联的逐样本损失函数 $l(\mathbf{x}; u^{n,i}, v^{n,i}): \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 。损失函数通常被定义为表示训练误差。例如,它可以被定义为逻辑回归,以测量数据向量 $u^{n,i}$ 相对于其真实标签 $v^{n,i}$ 的预测准确性。

[0103] 每个无线设备n的本地损失函数 $f^n(\mathbf{x}): \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 定义为由本地数据集 $\mathcal{D}^n$ 致使的平均损失,由以下给出

$$[0104] \quad f^n(\mathbf{x}) = \frac{1}{|\mathcal{D}^n|} \sum_{i=1}^{|\mathcal{D}^n|} l(\mathbf{x}; u^{n,i}, v^{n,i}) \quad (1)$$

[0105] 其中 $|\mathcal{D}^n|$ 是数据集 $\mathcal{D}^n$ 的基数。令 $\mathcal{D} = \bigcup_{n=1}^N \{\mathcal{D}^n\}$ 表示具有 $|\mathcal{D}| = \sum_{n=1}^N |\mathcal{D}^n|$ 的全局数据集。全局损失函数 $f(\mathbf{x}): \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 可以写成

$$[0106] \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N w^n f^n(\mathbf{x}) \quad (2)$$

[0107] 其中 $w^n = \frac{|\mathcal{D}^n|}{|\mathcal{D}|}$ 是无线设备n上满足 $\sum_{n=1}^N w^n = 1$ 的权重。这相当于全局数据集 $\mathcal{D}$ 所致使的平均损失。

[0108] 学习过程旨在通过解决以下优化问题找到最优全局模型 $\mathbf{x}^*$

$$[0109] \quad \mathbf{x}^* \in \arg \min_{\mathbf{x}} \{f(\mathbf{x})\} \quad (3)$$

[0110] 可以在将所有分布式数据集上传到边缘节点19后计算 $\mathbf{x}^*$ 。然而,这种集中式方法可能是不可取的,因为它会导致隐私问题并且致使大量通信开销。

[0111] 1.1.2无误差联邦学习算法

[0112] 无噪声信道上的FL可以看作是基于无线设备22处的本地数据集解决上述问题的迭代分布式学习过程。在每个迭代 $t$ 中,边缘节点19向所有 $N$ 个无线设备22广播当前全局模型 $\mathbf{x}_{t-1}$ 。每个无线设备 $n$ 基于本地数据集 $\mathcal{D}^n$ 计算本地梯度 $\nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1})$ ,以经由梯度下降更新其本地模型 $\mathbf{x}_t^n$ ,由以下给出

$$[0113] \quad \mathbf{x}_t^n = \mathbf{x}_{t-1} - \alpha \nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1}) \quad (4)$$

[0114] 其中 $\alpha$ 是步尺寸参数。等价地,通过解决以下优化问题获得 $\mathbf{x}_t^n$

$$[0115] \quad \min_{\mathbf{x}} \langle \nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1}), \mathbf{x} - \mathbf{x}_{t-1} \rangle + \frac{1}{2\alpha} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{t-1}\|^2 \quad (5)$$

[0116] 注释1.可以通过在每个迭代 $t$ 处对批数据集 $\mathcal{B}_t^n \subseteq \mathcal{D}^n$ 进行采样来实现随机梯度下降(SGD)。这样的实现通常需要每个无线设备 $n$ 处的无偏独立随机梯度,即 $\mathbb{E}\{\nabla l(\mathbf{x}_{t-1}; \mathbf{u}^{n,i}, \mathbf{v}^{n,i})\} = \nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1}), \forall (\mathbf{u}^{n,i}, \mathbf{v}^{n,i}) \in \mathcal{B}_t^n, \forall n$ ,因此在每个迭代中都遭受采样噪声。基于SGD的算法的性能已经在机器学习文献中进行了研究。在本文描述的一个或多个实施例中,一个重点是由嘈杂的无线衰落信道引起的聚合误差,因此一个或多个实施例考虑作为在每个迭代 $t$ 中使用固定的本地数据集 $\mathcal{D}^n$ 的示例全梯度下降。无线网络中FL上的现有工作采用了全梯度下降方法。虽然本文描述的性能分析基于全梯度下降,但本文描述的一个或多个实施例不限于使用全梯度下降,因为可以执行其他随机类型分析。

[0117] 在执行本地梯度下降之后,每个无线设备 $n$ 将其本地模型 $\mathbf{x}_t^n$ 发送到边缘节点19,该边缘节点19然后通过模型平均更新全局模型 $\mathbf{x}_t$ ,由以下给出

$$[0118] \quad \mathbf{x}_t = \sum_{n=1}^N w^n \mathbf{x}_t^n \quad (6)$$

[0119] 对于总共的 $T$ 个迭代,FL方案在(4)中的本地梯度下降和(6)中的全局模型平均之间交替,旨在接近(3)中的 $\mathbf{x}^*$ 。

[0120] 注意,上述FL算法假定无误差通信,使得其不必是本公开中的算法。

[0121] 注释2.将(4)代入(6),边缘节点19处的模型平均过程可以表示为

$$[0122] \quad \mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} - \alpha \sum_{n=1}^N w^n \nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1})$$

[0123] 通过上传本地梯度 $\nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1})$ 并且在边缘节点19使用平均梯度执行全局梯度下降,这相当于梯度平均。另一个等价的实施方式是将本地更新 $\mathbf{x}_{t-1} - \alpha \nabla f^n(\mathbf{x}_{t-1})$ 发送到边缘节点19,并且让边缘节点19计算所有本地更新的平均。在一个或多个实施例中,采用模型平均方法。

[0124] 1.2空中模拟聚合

[0125] 对上述FL过程的一个观察是,边缘节点19可能只需要计算(6)中本地模型的加权和,而不需要准确地知道每个本地模型。这属于计算MAC上分布式数据的正态函数(例如,几何平均值、加权和和欧氏范数)的类别。这种模拟聚合方案利用MAC的叠加特性以经由并发传输计算目标函数。它已被提出用于模拟网络编码,并扩展到OTA FL。假设无线设备22和边缘节点19之间的完美同步。通过将信息调制成发射功率并执行多个冗余传输,使得模拟聚合只需要粗略的块同步,同步问题已在一项现有工作中得到考虑。替代地,边缘节点19可以向所有移动设备广播共享时钟以实现同步。

[0126] 在一个或多个实施例中,N个无线设备22和边缘节点19之间的信道被建模为无线衰落MAC。整个带宽通过正交频分复用(OFDM)调制被划分为S个正交子载波。在第t迭代中,N个无线设备22生成的所有本地模型 $\{\mathbf{x}_t^n\}$ 同时传输到边缘节点19,总共占用 $M = \lceil \frac{d}{S} \rceil$ 个传输帧。令 $\mathbf{h}_{t,m}^n = [h_{t,m}^{n,1}, \dots, h_{t,m}^{n,S}]^T \in \mathbb{C}^S$ 是在第t迭代的第m传输帧中,无线设备n和边缘节点19之间的信道状态向量。可以假设块衰落信道模型,其中传输帧m(和迭代t)上的 $\mathbf{h}_{t,m}^n$ 是独立的并且相同分布的。 $\mathbf{h}_{t,m}^n$ 的分布是未知的,并且可以是任意的。

[0127] 边缘节点19在第t迭代的第m传输帧处的接收的信号向量 $\mathbf{y}_{t,m} \in \mathbb{C}^S$ 由以下给出

$$[0128] \quad \mathbf{y}_{t,m} = \sum_{n=1}^N \mathbf{h}_{t,m}^n \circ \mathbf{s}_{t,m}^n + \mathbf{z}_{t,m} \quad (7)$$

[0129] 其中 $\mathbf{s}_{t,m}^n \in \mathbb{C}^S$ 是无线设备n的传输的信号向量,并且 $\mathbf{z}_{t,m} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$ 是高斯噪声向量。令 $\mathbf{h}_t^n = [\mathbf{h}_{t,1}^{n,T}, \dots, \mathbf{h}_{t,M}^{n,T}]^T$ 是M个传输帧上的信道状态向量。M个传输帧上的接收信号向量 $\mathbf{y}_t \triangleq [\mathbf{y}_{t,1}^T, \dots, \mathbf{y}_{t,M}^T]^T$ 可以表示为

$$[0130] \quad \mathbf{y}_t = \sum_{n=1}^N \mathbf{h}_t^n \circ \mathbf{s}_t^n + \mathbf{z}_t \quad (8)$$

[0131] 其中 $\mathbf{s}_t^n \triangleq [\mathbf{s}_{t,1}^{n,T}, \dots, \mathbf{s}_{t,M}^{n,T}]^T$ 和 $\mathbf{z}_t \triangleq [\mathbf{z}_{t,1}^T, \dots, \mathbf{z}_{t,M}^T]^T$ 。

[0132] 为了在噪声无线衰落信道上恢复等式(6)中的全局模型,在下文中,分别描述无线设备22和边缘节点19处的适当预处理和后处理。

[0133] 1.2.1移动设备处的预处理:

[0134] 可以假设,像OTA FL上的现有工作一样,完美的本地CSI在每个无线设备22上可用。令 $\mathbf{b}_{t,m}^n = \left[ \frac{h_{t,m}^{n,1*}}{|h_{t,m}^{n,1}|^2}, \dots, \frac{h_{t,m}^{n,S*}}{|h_{t,m}^{n,S}|^2} \right]^T \in \mathbb{C}^S$ 是关于 $\mathbf{h}_{t,m}^n$ 的信道逆向量。在每个迭代t中,每个无线设备n执行以下预处理以生成其传输信号向量 $\mathbf{s}_t^n$ ,由以下给出

$$[0135] \quad \mathbf{s}_t^n = \lambda_t w^n \mathbf{b}_t^n \circ \mathbf{x}_t^n \quad (9)$$

[0136] 其中 $\lambda_t$ 是功率规范化因子,并且 $\mathbf{b}_t^n \triangleq [\mathbf{b}_{t,1}^{n,T}, \dots, \mathbf{b}_{t,M}^{n,T}]^T$ 是M个传输帧上的信道逆向量。无线设备n在迭代t时在M个传输帧上的平均发射功率因此是 $\frac{1}{M} \|\mathbf{s}_t^n\|^2$ 。

[0137] 1.2.2边缘服务器处的后处理

[0138] 将(9)代入(8),边缘节点19处的接收信号向量可以表示为

$$[0139] \quad \mathbf{y}_t = \lambda_t \sum_{n=1}^N w^n \mathbf{x}_t^n + \mathbf{z}_t \quad (10)$$

[0140] 边缘节点19然后执行以下后处理并恢复(6)中的全局模型 $\mathbf{x}_t$ 的噪声版本,由以下给出

$$[0141] \quad \hat{\mathbf{x}}_t = \Re \left\{ \frac{1}{\lambda_t} \mathbf{y}_t \right\} = \mathbf{x}_t + \frac{1}{\lambda_t} \mathbf{n}_t \quad (11)$$

[0142] 其中 $\mathbf{n}_t = \Re\{\mathbf{z}_t\} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \frac{\sigma^2}{2} \mathbf{I})$ 。取得接收的信号的实部以恢复 $\mathbf{x}_t$ 。可以扩展推导以利用子载波的实部和虚部来恢复 $\mathbf{x}_t$ 。可以使用小值 $\lambda_t$ 来降低发射功率。然而,小值 $\lambda_t$ 会放大通信误差 $\frac{1}{\lambda_t} \mathbf{n}_t$ ,从而降低接收器信噪比(SNR)。对于性能分析,可以假设噪声在任何迭代t中都以常数 $\rho \geq 0$ 为界,由以下给出

$$[0143] \quad \|\mathbf{n}_t\| \leq \rho, \quad \forall t \quad (12)$$

[0144] 边缘节点19然后将被更新的全局模型 $\hat{\mathbf{x}}_t$ 广播到所有无线设备22。可以假定边缘节点19不受功率或带宽限制,使得 $\hat{\mathbf{x}}_t$ 在下一个迭代之前可以由所有无线设备以无误差的方式接收。

[0145] 1.3问题表述

[0146] 本文描述的一个或多个实施例随着时间联合优化模型训练和模拟聚合,用于利用模拟聚合的上述联邦边缘学习。对于总共T个迭代,在每个无线设备n上施加以下长期发射功率约束

$$[0147] \quad \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{M} \|\lambda_t w^n \mathbf{b}_t^n \circ \mathbf{x}_t^n\|^2 \right\} \leq \bar{P}^n, \quad \forall n \quad (13)$$

[0148] 其中期望取自信道状态的随机性,并且 $\bar{P}^n$ 是平均发射功率限制。还考虑了本地模型的短期约束,并用以下表示

$$[0149] \quad \mathcal{X} = \{\mathbf{x}: -\bar{\mathbf{x}} \leq \mathbf{x} \leq \bar{\mathbf{x}}\} \in \mathbb{R}^d \quad (14)$$

[0150] 其中 $\leq$ 表示逐点优先,并且具有 $\bar{\mathbf{x}}$ 的 $\bar{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} \mathbf{1}$ 是模型参数最大值的限制。因此 $\mathcal{X}$ 是有界的,即,

$$[0151] \quad \|\mathbf{x}\| \leq R, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathcal{X} \quad (15)$$

[0152] 其中 $R = \sqrt{d} \bar{x}$ 。在一个或多个实施例中, $\mathcal{X}$ 被施加为至少部分地避免发射功率为无穷大。

[0153] 一个或多个实施例从 $\mathcal{X}$ 中选择本地模型 $\{x_t^n\}$ 序列,以最小化边缘节点19处模拟聚合后噪声全局模型 $\{\hat{x}_t\}$ 产生的累积损耗,同时确保满足无线设备22处的单个长期发射功率约束。这导致以下随机优化问题:

$$\begin{aligned}
 [0154] \quad P1: \quad & \min_{\{x_t^n \in \mathcal{X}\}} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{f(\hat{x}_t)\} \\
 [0155] \quad & \text{s. t.} \quad \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{g_t^n(x_t^n)\} \leq 0, \quad \forall n
 \end{aligned} \tag{16}$$

[0156] 其中期望超过信道状态的随机性并且

$$[0157] \quad g_t^n(x) = \frac{1}{M} \|\lambda_t w^n b_t^n \circ x\|^2 - \bar{p}^n$$

[0158] 是无线设备n的长期发射功率约束函数。

[0159] 注意,由于随机信道状态,P1是随机优化问题。由于难以在无线边缘网络(即,在一个或多个边缘节点19)中测量它,解决它是具有挑战性的,特别是当 $h_t^n$ 的分布是未知的。在P1中,损失 $f(\hat{x}_t)$ 是由从本地模型 $\{x_t^n\}$ 空中聚合的噪声全局模型 $\hat{x}_t$ 确定的。长期发射功率约束违反 $g_t^n(x_t^n)$ 取决于本地信道状态 $h_t^n$ 和本地模型 $x_t^n$ 。因此,由于模型训练和无线传输的耦合,解决P1需要计算和通信的联合优化。与等式(3)中的标准离线优化相比,P1的等式(16)中的附加长期约束需要更复杂的在线算法,特别是因为信道状态随时间变化。在一个或多个实施例中, $\mathcal{X}$ 被施加以至少部分地避免发射功率为无穷大。

[0160] 如第1.1.1节所介绍,标准FL旨在最小化问题(3)中的离线训练损失。相比之下,由于时变信道,在1中,我们的目标是最小化随时间的累积的训练损失。在本发明中,在不知道信道分布的情况下,我们旨在开发基于每个移动设备n的本地信道状态 $h_t^n$ 和本地数据集 $\mathcal{D}^n$ 的在线算法,以计算P1的解 $\{x_t^n\}$ 。

[0161] 2. 针对模拟聚合的在线模型更新 (OMUAA)

[0162] 在本节中,介绍了OMUAA的详细信息。与无线网络中现有的在每个迭代中独立优化模型训练和无线传输的FL算法不同,OMUAA随着时间联合优化计算和通信。OMUAA产生的本地模型可以直接通过空中聚合,无需额外的发射功率控制。

[0163] 2.1. OMUAA算法

[0164] 在下文中,OMUAA算法在无线设备和边缘节点19处呈现。

[0165] 2.1.1 移动设备算法

[0166] 在P1中每个无线设备n处引入虚拟队列 $Q_t^n$ 用于长期发射功率约束(16),具有以下更新规则

$$[0167] \quad Q_t^n = \max\{Q_{t-1}^n + g_t^n(x_t^n), 0\}, \quad \forall n \tag{17}$$

[0168]  $Q_t^n$ 的作用类似于对于P1中的拉格朗日乘数或约束违规的积压队列,这是

Lyapunov优化中使用的概念。尽管本文描述的OMUAA性能界限推导的一小部分借鉴了Lyapunov漂移分析的一些技术,如第3.2节所述,但OMUAA在结构上与Lyapunov优化不同。

[0169] 然后P1转换为解决每个无线设备n上的每个迭代的优化问题,由以下给出

$$[0170] \quad P2^n: \min_{\{x \in X\}} \langle \nabla f^n(\hat{x}_{t-1}), x - \hat{x}_{t-1} \rangle + \frac{1}{2\alpha} \|x - \hat{x}_{t-1}\|^2 \\ + \gamma Q_{t-1}^n g_t^n(x)$$

[0171] 其中 $\alpha, \gamma > 0$ 是两个步尺寸参数。

[0172] 注意, $P2^n$ 是当前本地信道状态 $h_t^n$ 和虚拟队列长度 $Q_{t-1}^n$ 仅受短期约束下的分布式的每个迭代的优化问题。与原始P1相比,长期发射功率约束被转换为针对每个无线设备n处的队列稳定性的惩罚 $g_t^n(x)$ 作为 $P2^n$ 中目标的一部分。与问题(5)不同, $P2^n$ 使用噪声全局模型 $\hat{x}_{t-1}$ 上的本地梯度 $\nabla f^n(\hat{x}_{t-1})$ 进行训练损失最小化。

[0173] 在OMUAA中,每个无线设备n首先初始化模型向量 $x_1^n = \hat{x}_1 = \mathbf{0}$ 和本地虚拟队列 $Q_1^n = \mathbf{0}$ 。在每个迭代t中,在获得本地CSI $h_t^n$ 后,每个无线设备n通过求解 $P2^n$ 更新其本地模型 $x_t^n$ ,然后更新本地虚拟队列 $Q_t^n$ 。无线设备22然后遵循第1.2.1节中介绍的预处理过程,并将(9)中的信号 $s_t^n$ 传输到边缘节点19。在一些实施例中, $P2$ (即 $P2^n$ )是基于等式(11)中的噪声全局模型。图7是算法1(即,示例过程/方法)的流程图,其中说明了移动设备n的算法(即,由WD 22执行的过程/方法)。

[0174] 2.1.2边缘节点19的算法

[0175] 边缘节点19初始化步尺寸参数 $\alpha, \gamma$ 和功率规范化因子 $\lambda$ 。这些参数和/或因子中的一个或多个的选择将在第3节中讨论,在得出OMUAA的性能界限之后。在每个迭代t中,边缘节点19通过N个无线设备22传输的信号 $\{s_t^n\}$ 的模拟聚合来接收(10)中的信号 $y_t$ 。边缘节点19然后遵循第1.2.2节中引入的后处理过程,以恢复(11)中的噪声全局模型 $\hat{x}_t$ ,该噪声全局模型 $\hat{x}_t$ 然后被广播到所有无线设备22或无线设备22的组。图8是算法2(即示例过程/方法)的流程图,其说明了边缘节点19的算法中的各个步骤。

[0176] 2.2. $P2^n$ 的封闭形式求解

[0177] 注意,长期发射功率约束函数 $g_t^n(x)$ 是凸的。由于规范化项 $\frac{1}{2\alpha} \|x - \hat{x}_{t-1}\|^2$ , $P2^n$ 是一个强凸的优化问题,因此可以使用已知的优化工具有效地求解。在下面,提出了对 $P2^n$ 的封闭形式求解。

[0178] 对于每个无线设备n,令 $c_{t,m}^n = \left[ \frac{1}{|h_{t,m}^{n,1}|^2}, \dots, \frac{1}{|h_{t,m}^{n,S}|^2} \right]^T \in \mathbb{C}^S$ 是第t迭代时第m传输帧的逆信道功率向量。那么, $g_t^n(x)$ 的梯度可以表示为

$$[0179] \quad \nabla g_t^n(x) = \frac{2\lambda_t^2 (w^n)^2}{M} c_t^n \circ x \quad (18)$$

[0180] 其中  $\mathbf{c}_t^n = [\mathbf{c}_{t,1}^{nT}, \dots, \mathbf{c}_{t,M}^{nT}]^T$ 。P<sup>2n</sup>的目标函数的梯度由以下给出

$$[0181] \quad \nabla f^n(\hat{\mathbf{x}}_{t-1}) + \frac{1}{\alpha}(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_{t-1}) + \gamma Q_{t-1}^n \nabla g_t^n(\mathbf{x})$$

[0182] 通过将具有零梯度的点投影到仿射集 $\mathbf{x}$ 上,可以找到对P<sup>2n</sup>的最优解。因此,本地模型更新可以以封闭形式进行,如下所示:

$$[0183] \quad \mathbf{x}_t^n = \left[ \left( \mathbf{1} + \frac{2\gamma Q_{t-1}^n \lambda_t^2 (w^n)^2}{M} \mathbf{c}_t^n \right)^{-1} \circ (\hat{\mathbf{x}}_{t-1} - \alpha \nabla f^n(\hat{\mathbf{x}}_{t-1})) \right]_{-\bar{\mathbf{x}}}^{\bar{\mathbf{x}}} \quad (19)$$

[0184] 其中 $\mathbf{a}^{-1}$ 是逐点逆运算符,并且 $[\mathbf{x}]_a^b = \min\{\mathbf{b}, \max\{\mathbf{x}, \mathbf{a}\}\}$ 是逐点投影运算符。请注意,P<sup>2n</sup>的最小化分布在 $\mathbf{x}_t^n$ 的每个条目中。因此,本地模型 $\mathbf{x}_t^n$ 可以在多个传输帧上更新。

[0185] 与(4)中FL在无噪声信道上的标准本地梯度下降更新相比,(19)中的本地模型更新通过在 $\mathbf{c}_t^n$ 中的信道功率和由 $Q_{t-1}^n$ 测量的长期发射功率约束违规来缩放。更强的信道放大了本地模型参数,并且长期发射功率上的更大违反减小了本地模型参数。因此,由OMUAA进行的 $\mathbf{x}_t^n$ 的更新既是信道又是功率感知的。请注意,当虚拟队列为零时,(19)成为投影梯度下降更新。

### [0186] 3. 性能界限

[0187] 在本节中,介绍了推导OMUAA性能界限的技术,特别是这些技术有利地考虑了通信噪声和单独的长期发射功率约束。对于性能分析,考虑了固定的功率规范化因子,即 $\lambda_t = \lambda, \forall t$ 。在一些现有的工作中,在(9)中使用时变功率规范化因子 $\lambda_t$ ,使 $\frac{1}{M} \|\mathbf{s}_t^n\|^2 \approx P_t, \forall n$ ,其中 $P_t$ 是在迭代 $t$ 时针对所有无线设备22的一些预定义的发射功率。这种方法需要无线设备22和边缘服务器19之间的额外通信开销,以便在每个迭代 $t$ 时在传输之前达成共同 $\lambda_t$ 。此外,正如将在第4.2节中显示的那样,这种方法可能会在学习过程中导致严重的通信误差传播,从而导致性能恶化。在实践中,我们可以确定在边缘服务器处 $\lambda$ 通过几个迭代上达到一定的期望SNR。请注意,所提出的算法不限于固定的 $\lambda$ 。

[0188] 以下假设用于推导OMUAA的性能界限。

[0189] 假设1. 损失函数 $f^n(\mathbf{x})$ 是凸的,它的梯度 $\nabla f^n(\mathbf{x})$ 有上限的:  $\exists D > 0, \text{ s.t.},$

$$[0190] \quad \|\nabla f^n(\mathbf{x})\| \leq D, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^d, \quad \forall n. \quad (20)$$

[0191] 假设2. 约束函数 $g_t^n(\mathbf{x})$ 有界:  $\exists G > 0, \text{ s.t.},$

$$[0192] \quad |g_t^n(\mathbf{x})| \leq G, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathcal{X}, \quad \forall n, \quad \forall t. \quad (21)$$

[0193] 定义 $L_t^n \triangleq \frac{1}{2}(Q_t^n)^2$ 为二次Lyapunov函数并且 $\Delta_t^n \triangleq L_t^n - L_{t-1}^n$ 是相应的Lyapunov漂移。首先,在以下引理中提供 $\Delta_t^n$ 上的上限。

[0194] 引理1. Lyapunov漂移的上限如下:

$$[0195] \quad \Delta_t^n \leq \frac{1}{2} G^2 + Q_{t-1}^n g_t^n(\mathbf{x}_t^n), \quad \forall n. \quad (22)$$

[0196] 可能需要以下引理。

[0197] 引理2. 令 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^d$ 是一个非空凸集。设 $f(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 是一个关于 $\|\cdot\|$ 的 $\mathcal{X}$ 上的强

凸函数。令  $\mathbf{z} = \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \{f(\mathbf{x})\}$ 。然后,对于任何  $\mathbf{y} \in \mathcal{X}$ ,  $f(\mathbf{z}) \leq f(\mathbf{y}) - \frac{1}{2\alpha} \|\mathbf{y} - \mathbf{z}\|^2$ 。

[0198] 对于信道状态  $\mathbf{h}_t^n$  独立且随时间同分布的情况,噪声信道上存在对P1的一个平稳随机化的最优全局模型  $\mathbf{x}_t^*$ ,该模型仅依赖于  $\mathbf{h}_t^n$  的(未知的)分布,并且达到由  $f^*$  表示的P1的最小目标值。利用引理1和引理2中的结果,以下定理为OMUAA在噪声信道上的累积损失提供了上限。

[0199] 定理3.对于任何  $\alpha, \gamma, \lambda, > 0$ , OMUAA产生的累积损失是以以下为上限的:

$$\begin{aligned} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{f(\hat{\mathbf{x}}_t)\} &\leq f^* + \frac{D^2\alpha}{2} + \frac{G^2\gamma}{2} + \frac{R^2}{2\alpha T} + \frac{D}{T} \left(2R + \frac{\rho}{\lambda}\right) \\ [0200] \quad &+ \frac{1}{\alpha T} \left(2R + \frac{\rho}{\lambda}\right) \Pi_T + \frac{\rho^2}{2\lambda^2\alpha} + \frac{R\rho}{\lambda\alpha} \end{aligned} \quad (23)$$

[0201] 其中  $\Pi_T = \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{\|\mathbf{x}_t^* - \mathbf{x}_{t+1}^*\|\}$  最优全局模型在无噪声信道上的累积变化。

[0202] 以下定理提供了OMUAA的单个长期发射功率约束违规的性能界限。

[0203] 定理4.对于任何  $\alpha, \gamma, \lambda, > 0$ , 单独的长期发射功率约束违反是以以下为上限的

$$[0204] \quad \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T g_t^n(\mathbf{x}_t^n) \leq \frac{G}{T} + \frac{\alpha\gamma G^2 + 2\alpha DR + \left(R + \frac{\rho}{\lambda}\right)^2}{2\alpha\gamma \bar{P}^n T}, \quad \forall n \quad (24)$$

[0205] 从定理3和定理4,推导出关于OMUAA性能的以下推论。

[0206] 推论5.对于任何  $\epsilon > 0$ , 在OMUAA中设置  $\alpha = \gamma = \epsilon$  和  $\lambda = \frac{1}{\epsilon^2}$ 。我们有

$$[0207] \quad \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{f(\hat{\mathbf{x}}_t)\} \leq f^* + \mathcal{O}\left((1 + \rho^2 + \Pi_T \rho)\epsilon\right), \quad \forall T \geq \frac{1}{\epsilon^2} \quad (25)$$

$$[0208] \quad \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T g_t^n(\mathbf{x}_t^n) \leq \mathcal{O}\left((1 + \rho^2)\epsilon\right), \quad \forall n, \quad \forall T \geq \frac{1}{\epsilon^3} \quad (26)$$

[0209] 推论5提供了(25)中P1的目标值的上限,即噪声全局模型产生的累积损耗。它指示,对于所有  $T \geq \frac{1}{\epsilon^2}$  来说,OMUAA在噪声信道上产生的损耗是在  $\mathcal{O}\left((1 + \rho^2 + \Pi_T \rho)\epsilon\right)$  到无噪声信道上实现的最优范围内。注意,当信道状态随时间变化不剧烈时,  $\Pi_T$  可能很小。特别是,当信道是静态的时,我们有  $\Pi_T = 0$ 。此外,(26)指示对于每个无线设备  $n$ , 如果  $T \geq \frac{1}{\epsilon^3}$ , OMUAA保证从其长期发射功率限制  $\bar{P}^n$  的偏差在  $\mathcal{O}\left((1 + \rho^2)\epsilon\right)$  内。标准的Lyapunov优化实现了具有  $\mathcal{O}(1)$  收敛时间的  $\mathcal{O}(\epsilon)$  最优间隔,并实现了具有  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{\epsilon^2}\right)$  收敛时间的  $\mathcal{O}(\epsilon)$  长期约束违反。然而,如第3.2节所述,它不适用于噪声信道上的FL。

[0210] 4. 仿真结果

[0211] 在本节中,使用真实世界的图像分类数据集评估了OMUAA在典型城市微小区LTE网络下的性能。

[0212] 4.1. 模拟设置

[0213] 4.1.1 通信系统

[0214] 考虑具有一个边缘节点19和  $N = 10$  个无线设备22的无线边缘网络(例如,接入网络



12、核心网络14)。遵循典型的LTE规范,设置噪声功率谱密度 $N_0 = -174\text{dBm/Hz}$ 和噪声系数 $N_F = 10\text{dB}$ ,并且重点是 $S = 500$ 个子载波上的信道,其中每个子载波具有带宽 $B_w = 15\text{kHz}$ 作为默认系统参数。在迭代 $t$ 的第 $m$ 个传输帧中,从无线设备 $n$ 到边缘节点19的衰落信道被建模为 $\mathbf{h}_{t,m}^n \sim \mathcal{CN}(0, \beta^n \mathbf{I})$ ,其中 $\beta^n$ 表示由路径损耗和阴影组成的大规模衰落变化。 $\beta^n$ 被建模为[42]  
 $\beta^n = -31.54 - 33 \log_{10}(r) - \varphi^n$ ,其中 $r = 100\text{m}$ 是从无线设备22到边缘节点19的距离,并且 $\varphi^n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_\phi^2)$ 是用于建模无线设备22位置随 $\sigma_\phi^2 = 8\text{dB}$ 变化的阴影效应。假设每个信道在传输帧(和迭代)上是独立且相同分布的。

[0215] 4.1.2 计算任务

[0216] 模拟在MNIST数据集上运行。训练集 $\mathcal{D}$ 由 $|\mathcal{D}| = 60000$ 数据样本组成,并且测试数据集 $\varepsilon$ 有 $|\varepsilon| = 10000$ 个数据样本。每个数据样本 $(u, v)$ 表示尺寸 $28 \times 28$ 像素的标记图像,即 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{784}$ ,具有 $J = 10$ 个不同的标签,即 $v \in \{1, \dots, 10\}$ 。我们使用交叉熵损失进行多项逻辑回归,由以下给出

$$[0217] \quad l(\mathbf{x}; \mathbf{u}, v) = - \sum_{j=1}^J \mathbf{1}\{v = j\} \log \frac{\exp(\langle \mathbf{x}[j], \mathbf{u} \rangle)}{\sum_{k=1}^J \exp(\langle \mathbf{x}[k], \mathbf{u} \rangle)} \quad (27)$$

[0218] 其中具有 $\mathbf{x}[j] \in \mathbb{R}^{784}$ 的 $\mathbf{x} = [x[1]^t, \dots, x[J]^t]^T$ 作为标签 $j$ 的模型向量。因此,模型向量 $\mathbf{x}$ 具有维度 $d = 7840$ ,并在每个迭代中占用 $M = 16$ 个传输帧。考虑了移动设备 $n$ 只能访问标签 $n$ 数据的非独立和同分布数据分布。假设每个移动设备 $n$ 采样批数据集 $\mathcal{B}_t^n$ ,其中在每个迭代 $n$ 中, $|\mathcal{B}_t^n| = 20$ 个数据样本。因此,每个无线设备 $n$ 的权重为 $w^n = \frac{1}{N}$ 。

[0219] 4.1.3 性能度量

[0220] 性能指标是整个测试数据集 $\varepsilon$ 的时间平均测试准确性

$$[0221] \quad \bar{A}(T) = \frac{1}{T|\varepsilon|} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{|\varepsilon|} \mathbf{1} \left\{ \arg \max_j \left\{ \frac{\exp(\langle \hat{\mathbf{x}}_t[j], \mathbf{u}^i \rangle)}{\sum_{k=1}^J \exp(\langle \hat{\mathbf{x}}_t[k], \mathbf{u}^i \rangle)} \right\} = v^i \right\}, \quad (28)$$

[0222] 批数据集 $\{\mathcal{B}_t^n\}$ 上的时间平均训练损失

$$[0223] \quad \bar{f}(T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \frac{1}{|\mathcal{B}_t^n|} \sum_{i=1}^{|\mathcal{B}_t^n|} w^n l(\hat{\mathbf{x}}_t; \mathbf{u}^i, v^i). \quad (29)$$

[0224] 和时间平均发射功率

$$[0225] \quad \bar{P}(T) = \frac{1}{TNM} \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \|\lambda w^n \mathbf{b}_t^n \circ \mathbf{x}_t^n\|^2 \quad (30)$$

[0226] 使用固定功率规范化因子 $\lambda$ ,并且在模拟中假设无线设备22处的相等的长期发射

功率限制即,  $\bar{P}^n = \bar{P}, \forall n$ 。

[0227] 4.2. 性能比较

[0228] OMUAA与以下方案进行比较。

[0229] -无误差FL:第1.1节介绍的FL算法在无噪声信道上运行。它作为训练损失和测试准确性的性能上限。

[0230] -OTA FL:采用功率控制方法,这是考虑具有长期发射功率约束的FL的已知最佳替代方案。在现有工作中,在每个迭代 $t$ 时设置时变功率规范化因子 $\lambda_t$ 以满足针对每个移动设备 $n$ 的 $\frac{1}{M} \|\lambda_t w^n b_t^n \circ x_t^n\|^2 \approx P_t$ ,其中 $P_t$ 是预定义的发射功率限制。由于不同的策略来设置 $P_t$ 实现几乎相同的系统性能,因此以下设置 $P_t = \bar{P}, \forall t$ 。这些现有工作考虑梯度稀疏化和量化。本文描述的一个或多个实施例考虑将完整的本地梯度被发送到边缘节点19。此外,将本地梯度或本地模型发送到边缘节点19可能不会对系统性能产生太大不同。

[0231] -规范化OTA FL:除了OTA FL之外,还向损失函数 $l(x; u, v)$ 添加了规范化项 $v \|x\|^2$ ,其中 $\kappa$ 是一个可调的超参数。这种规范化方案已在现有工作中采用。

[0232] 图10说明了测试准确性( $\bar{A}(T)$ ),图11说明了训练损失( $\bar{f}(T)$ ),并且图12说明了发射功率( $\bar{P}(T)$ ),对比具有 $\bar{P} = 20\text{dBm}$ 的T。在存在通信噪声的情况下,根据本文所述教导的OMUAA与规范化OTA FL和OTA FL相比,快速收敛并实现了更好的分类性能。说明了OTA FL的性能随着 $T$ 增加而不断恶化。这是因为OTA FL在每个迭代时都依赖于针对发送功率控制的功率规范化因子,这在 $\lambda_t$ 是小的时放大(11)中全局模型 $\hat{x}_t$ 中的通信误差 $\frac{1}{\lambda_t} n_t$ 。由于在下一个迭代时 $\hat{x}_t$ 还用于训练过程,其导致在学习过程中严重的通信误差传播。如在规范化OTA FL中,添加规范化项有助于在每个迭代 $t$ 时最小化 $\|x_t\|^2$ ,因此防止功率规范化因子 $\lambda_t$ 过小。利用在模拟中适当调整的规范化因子 $\kappa$ ,规范化OTA FL优于OTA FL。然而,这种方案仍然将功率分配与模型训练分开,因此得到的模型不是信道感知的。相比之下,OMUAA产生的模型通过联合优化通信和计算既是信道又功率感知的。此外,OMUAA中的虚拟队列可以被视为随时间的最小化 $\|x_t\|^2$ 上的时变规范化,从而导致提高的性能。

[0233] 在图13中,比较了随长期发射功率限制值 $\bar{P}$ 的不同值的OMUAA、规范化OTA FL和OTA FL之间的稳态测试准确性 $\bar{A}$ 。规范化OTA FL和OTA FL所产生的测试准确性随着 $\bar{P}$ 降低而急剧下降,两种方案在 $\bar{P} = -4\text{dBm}$ 时的表现与随机猜测相同,而OMUAA仍然可以取得相对好的性能。在 $\bar{P}$ 宽范围内,OMUAA大幅优于其他两种方案。这证明了本文所述的模型训练和功率分配的联合优化所带来的性能增益,尤其是在低功率情况下。

[0234] 图14显示了无线设备22与边缘节点 $r$ 之间的距离对测试准确性 $\bar{A}$ 的影响具有不同的值 $\bar{P}$ 。与规范化OTA FL相比,OMUAA产生的测试准确性对边缘节点19的距离更鲁棒。OMUAA相对于规范化OTA FL的性能增益随着增加而变得更大。

[0235] 一些优点

[0236] 本文描述了一种高效的OMUAA算法(用于移动设备的算法1和用于边缘服务器的算法2),用于在噪声无线衰落MAC上无线边缘网络中利用模拟聚合的FL。与现有解决方案相比,OMUAA随着时间的推移联合优化模型训练和模拟聚合,以最小化受无线设备22处单个长

期发射功率约束的全局模型的累积训练损失。OMUAA是FL、OTA计算和无线资源分配的集成。

[0237] -OMUAA仅依赖于当前的本地CSI,而不知悉信道分布。OMUAA产生的本地模型既是信道感知的又是功率感知的。此外,它们是封闭的形式,并且可以直接在空中聚合,无需额外的发射功率控制。

[0238] -本文所述的分析考虑了计算和通信随时间的相互影响,以提供计算和通信性能度量的性能保证。证明了OMUAA实现了具有 $\mathcal{O}\left(\frac{1}{\epsilon^2}\right)$ 收敛时间的 $\mathcal{O}\left((1 + \rho^2 + \Pi_T \rho)\epsilon\right)$ 最优间隔和具有 $\mathcal{O}\left(\frac{1}{\epsilon^3}\right)$ 的 $\mathcal{O}\left((1 + \rho^2)\epsilon\right)$ 长期功率约束违反,其中 $\rho$ 是信道噪声度量,并且 $\Pi_T$ 是最优全局模型在无噪声信道上的累积变化。

[0239] -注意OMUAA的性能:本文验证了OMUAA在具有真实世界的图像分类数据集的典型LTE网络设置下的性能。研究了非独立和同分布数据、长期发射功率限制以及到边缘节点19的距离对OMUAA性能的影响。仿真结果表明,在不同场景下,OMUAA显著优于最先进的替代方案。

[0240] 以下是示例实施例的列表:

[0241] 实施例A1.一种边缘节点19,被配置为与多个无线设备22通信,边缘节点19被配置为和/或包括无线电接口和/或包括处理电路装置64,该边缘节点19被配置为:

[0242] 从多个无线设备22接收多个信号向量,多个信号向量是基于与多个无线设备22相关联的多个被更新的本地模型的;

[0243] 至少基于多个信号向量来更新全局模型,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的;以及

[0244] 引起被更新的全局模型向多个无线设备22的传输。

[0245] 实施例A2.根据实施例A1的边缘节点19,其中全局模型的更新包括计算多个信号向量的加权和。

[0246] 实施例A3.根据实施例A1的边缘节点19,其中处理电路装置64进一步被配置为至少基于被更新的全局模型来调度向多个无线设备22中的至少一个的至少一个传输。

[0247] 实施例A4.根据实施例A1的边缘节点19,其中全局模型的更新是基于边缘节点19处的联邦学习的。

[0248] 实施例B1.一种在边缘节点19中实现的方法,该边缘节点19被配置为与多个无线设备22通信,该方法包括:

[0249] 从多个无线设备22接收多个信号向量,多个信号向量是基于与多个无线设备22相关联的多个被更新的本地模型的;

[0250] 至少基于多个信号向量来更新全局模型,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的;以及

[0251] 引起被更新的全局模型向多个无线设备22的传输。

[0252] 实施例B2.根据实施例B1的方法,其中全局模型的更新包括计算多个信号向量的加权和。

[0253] 实施例B3.根据实施例B1的方法,还包括至少基于被更新的全局模型来调度向多个无线设备22中的至少一个无线设备22的至少一个传输。

[0254] 实施例B4.根据实施例B1的方法,其中全局模型的更新是基于边缘节点19处的联

邦学习的。

[0255] 实施例C1.一种被配置为与边缘节点19通信的无线设备22(WD 22),无线设备22被配置为和/或包括无线电接口46和/或处理电路装置50,该无线设备22被配置为:

[0256] 至少基于使用当前本地信道状态CSI解决分布式的每个迭代的优化问题来更新本地模型;

[0257] 引起至少一个信号向量向边缘节点19的传输,至少一个信号向量是基被于更新的本地模型;以及

[0258] 接收被更新的全局模型,该被更新的全局模型至少基于至少一个信号向量被更新,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

[0259] 实施例C2.根据实施例C1的WD 22,其中被更新的全局模型是基于与多个无线设备22相关联的多个信号向量的被计算的加权和。

[0260] 实施例C3.根据实施例C1的WD 22,其中处理电路装置50还被配置为接收至少基于被更新的全局模型来调度的至少一个传输的调度。

[0261] 实施例C4.根据实施例C1的WD 22,其中被更新的全局模型是基于边缘节点19处的联邦学习。

[0262] 实施例D1.一种在被配置为与边缘节点19通信的无线设备22(WD 22)中实现的方法,方法包括:

[0263] 至少基于使用当前本地信道状态CSI解决分布式的每个迭代的优化问题来更新本地模型;

[0264] 引起至少一个信号向量向边缘节点19的传输,至少一个信号向量是基于被更新的本地模型;以及

[0265] 接收被更新的全局模型,该被更新的全局模型至少基于至少一个信号向量被更新,被更新的全局模型是信道感知并且功率感知的。

[0266] 实施例D2.根据实施例D1的方法,其中被更新的全局模型是基于与多个无线设备22相关联的多个信号向量的被计算的加权和。

[0267] 实施例D3.根据实施例D1的方法,其中处理电路装置50还被配置为接收至少基于被更新的全局模型来调度的至少一个传输的调度。

[0268] 实施例D4.根据实施例D1的方法,其中被更新的全局模型是基于边缘节点19处的联邦学习。

[0269] 如本领域技术人员所理解的,本文描述的概念可以体现为存储可执行计算机程序的一种方法、数据处理系统、计算机程序产品和/或计算机存储介质。因此,本文描述的概念可以采取完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式,所有这些在本文中通常称为“电路”或“模块”。本文描述的任何过程、步骤、动作和/或功能可以由相应的模块执行和/或与相应的模块相关联,这些模块可以在软件和/或固件和/或硬件中实现。此外,本公开可以采取有形计算机可用存储介质上的计算机程序产品的形式,该计算机程序产品具有体现在该介质中的计算机程序代码,该计算机程序代码可以由计算机执行。可以利用任何合适的有形计算机可读介质,包括硬盘、CDROM、电子存储设备、光存储设备或磁存储设备。

[0270] 本文参考方法、系统和计算机程序产品的流程图说明和/或框图来描述一些实施

例。将理解,流程图说明和/或框图的每个块以及流程图说明和/或框图中的块的组合可以由计算机程序指令来实现。这些计算机程序指令可以提供给通用计算机的处理器(从而创建专用计算机)、专用计算机或其他可编程数据处理设备以产生机器,使得经由计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令创建用于实现流程图和/或框图块或块中指定的功能/动作的装置。

[0271] 这些计算机程序指令也可以存储在计算机可读存储器或存储介质中,计算机可读存储器或存储介质可以指示计算机或其他可编程数据处理装置以特定方式工作,使得存储在计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制品,指令装置实现在流程图和/或框图的一个或多个块中指定的功能/动作。

[0272] 也可以将计算机程序指令加载到计算机或其他可编程数据处理装置上,以使得在计算机或其他可编程装置上执行一系列操作步骤,以产生计算机实现的过程,使得在计算机或其他可编程装置上执行的指令提供用于实现流程图和/或框图一个或多个块中指定的功能/动作的步骤。

[0273] 需要理解的是,块中提到的功能/动作可能会按照操作图示中提到的顺序发生。例如,连续显示的两个块实际上可以基本上同时执行,或者这些块有时可以以相反的顺序执行,这取决于所涉及的功能/动作。尽管一些图表包括通信路径上的箭头以显示通信的主要方向,但应该理解,通信可能以与所描绘的箭头相反的方向发生。

[0274] 用于执行本文描述的概念的操作的计算机程序代码可以用面向对象的编程语言编写,诸如Python、Java®或C++。然而,用于执行本公开的操作的计算机程序代码也可以用传统的过程编程语言编写,诸如“C”编程语言。程序代码可以完全在用户的计算机上执行,部分在用户的计算机上执行,作为独立的软件包,部分在用户的计算机上执行,部分在远程计算机上执行或完全在远程计算机上执行。在后一种场景下,远程计算机可以通过局域网(LAN)或广域网(WAN)连接到用户的计算机,或者可以连接到外部计算机(例如,通过使用互联网服务提供商的互联网)。

[0275] 本文结合上述描述和附图公开了许多不同的实施例。将理解,从字面上描述和说明这些实施例的每个组合和子组合将是过度重复和混淆的。因此,所有实施例都可以以任何方式和/或组合,并且包括附图在内的本说明书应被解释为构成本文描述的实施例的所有组合和子组合以及制造和使用它们的方式和过程的完整书面描述,并应支持对任何此类组合或子组合的权利要求。

[0276] 前面描述中可能使用的缩写包括:

[0277] FL:联邦学习

[0278] IID:独立且相同分布

[0279] LTE:长期演进

[0280] MAC:多址接入信道

[0281] OFDM:正交频分复用

[0282] OMA:正交多址

[0283] OTA:空中

[0284] SNR:信噪比

[0285] 本领域技术人员将理解,本文描述的实施例并不限于上面已经特别示出和描述的

内容。此外,除非上面提到相反的内容,应该注意的是,所有附图都不是按比例画的。根据上面的教导和/或下面的权利要求,各种修改和变化是可能的。

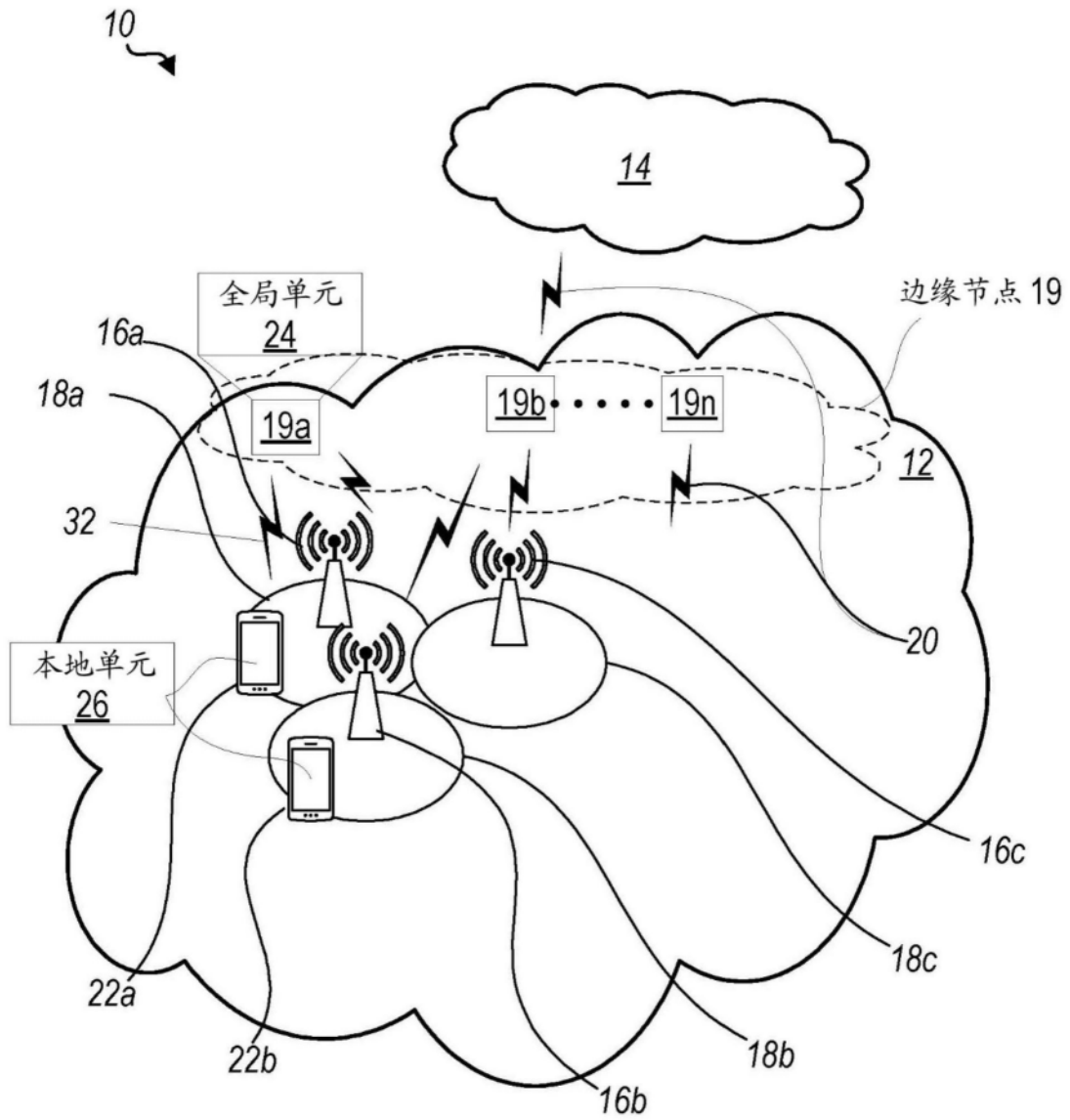


图1

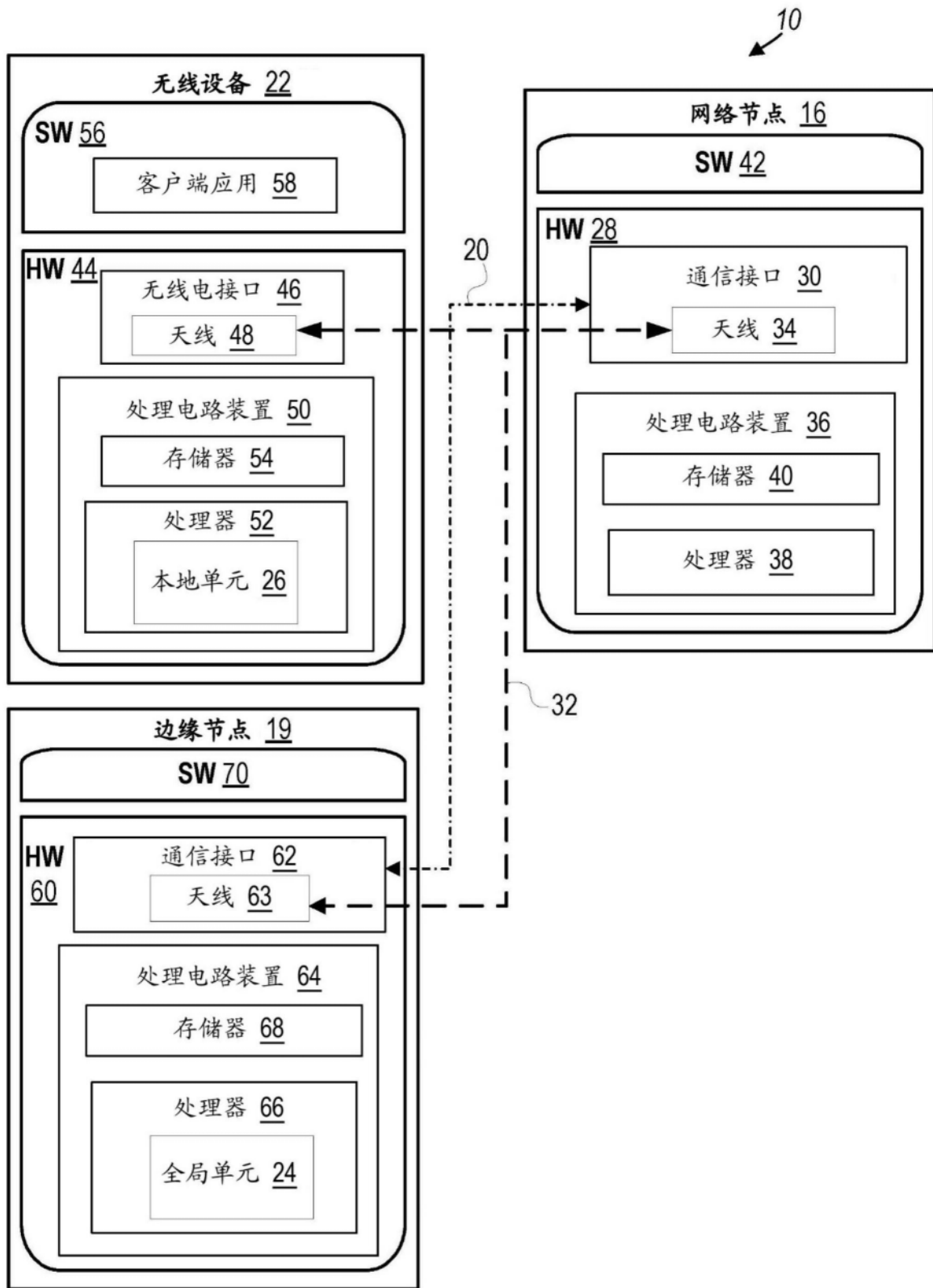


图2



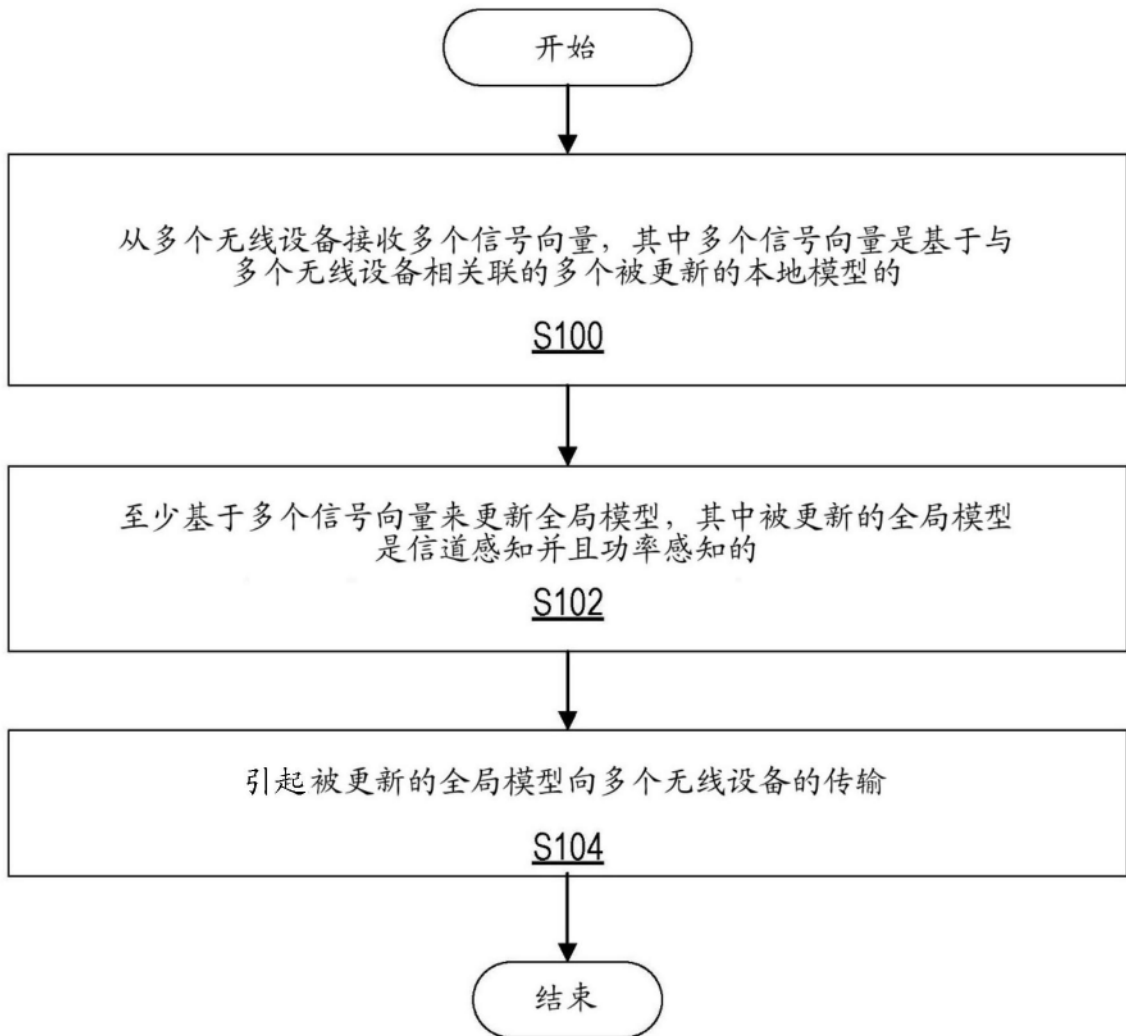


图3

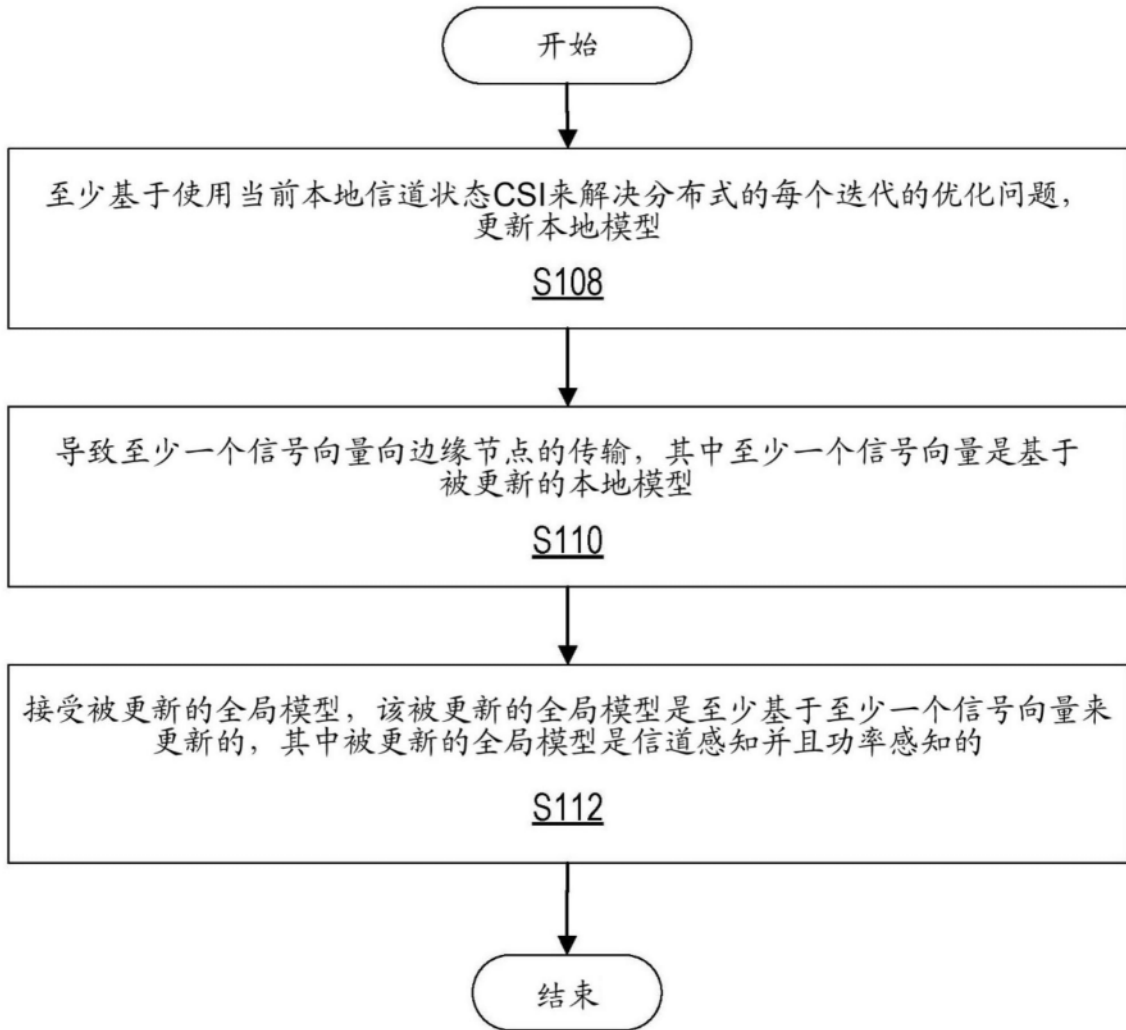


图4

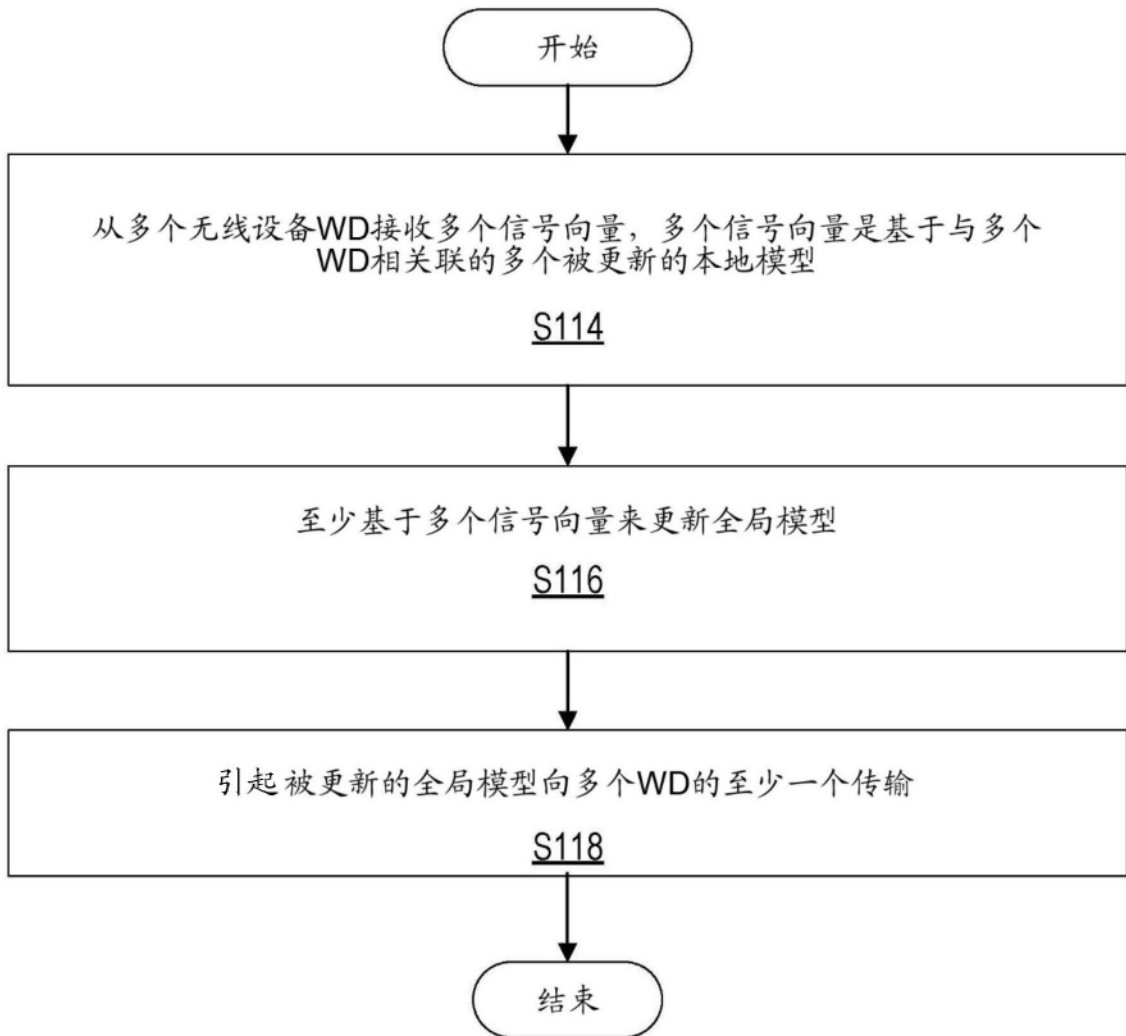


图5

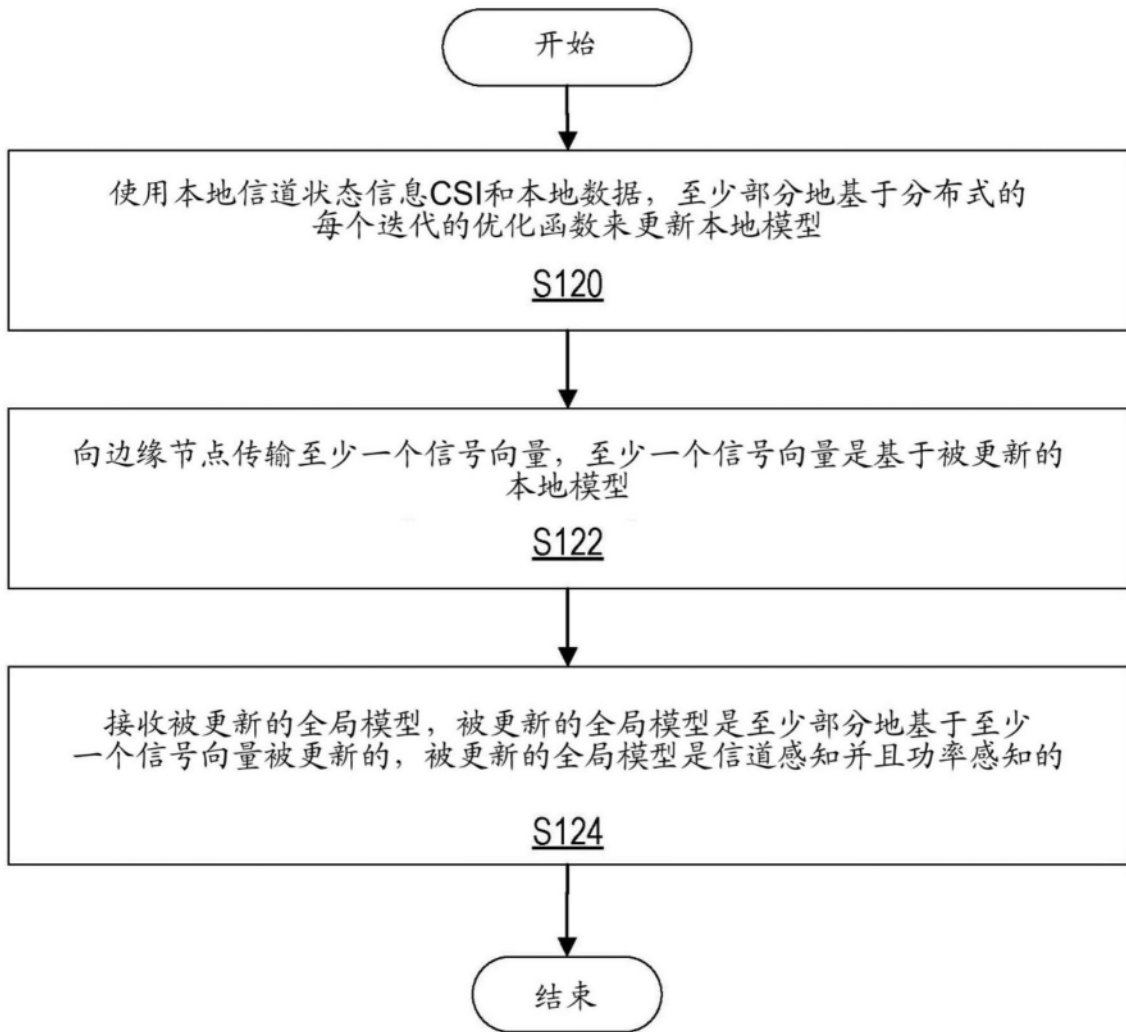


图6

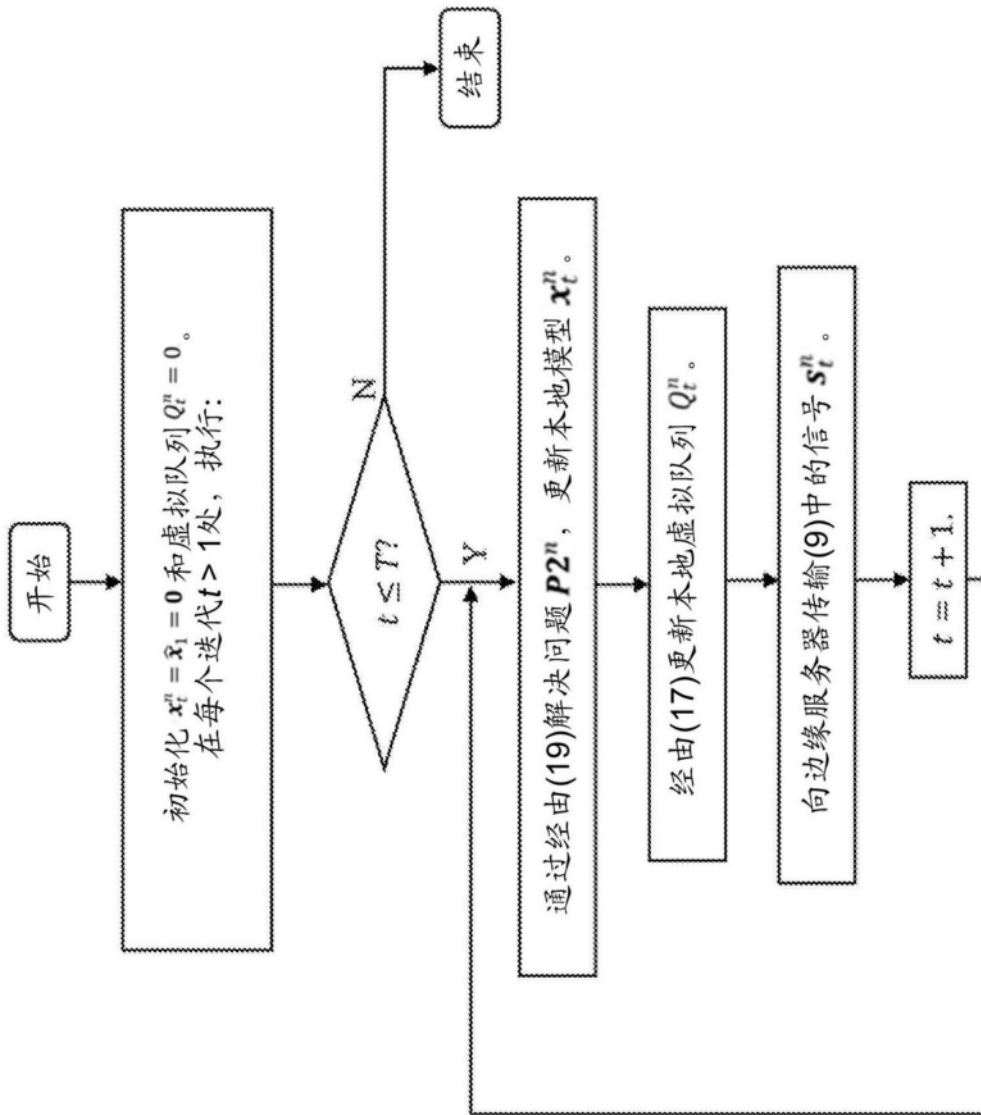


图7

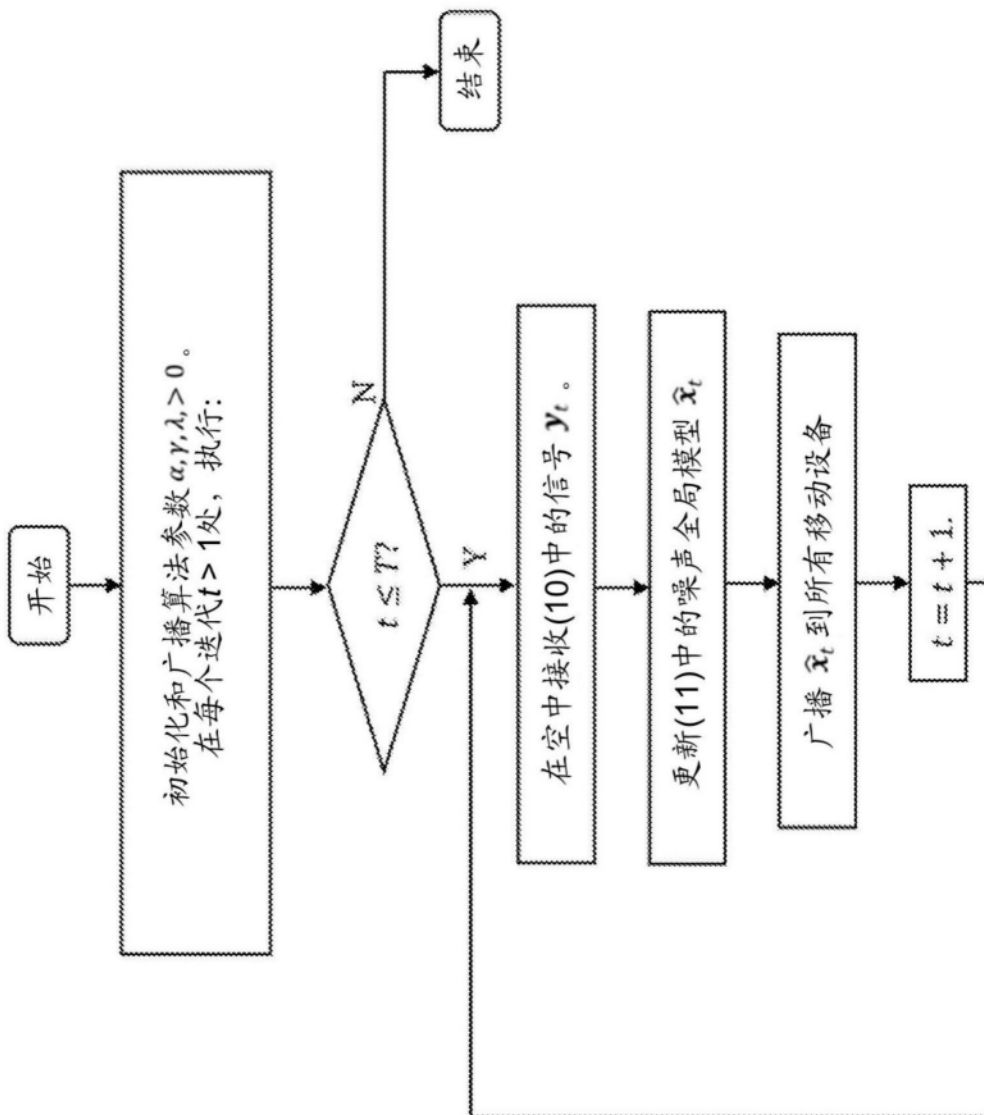


图8

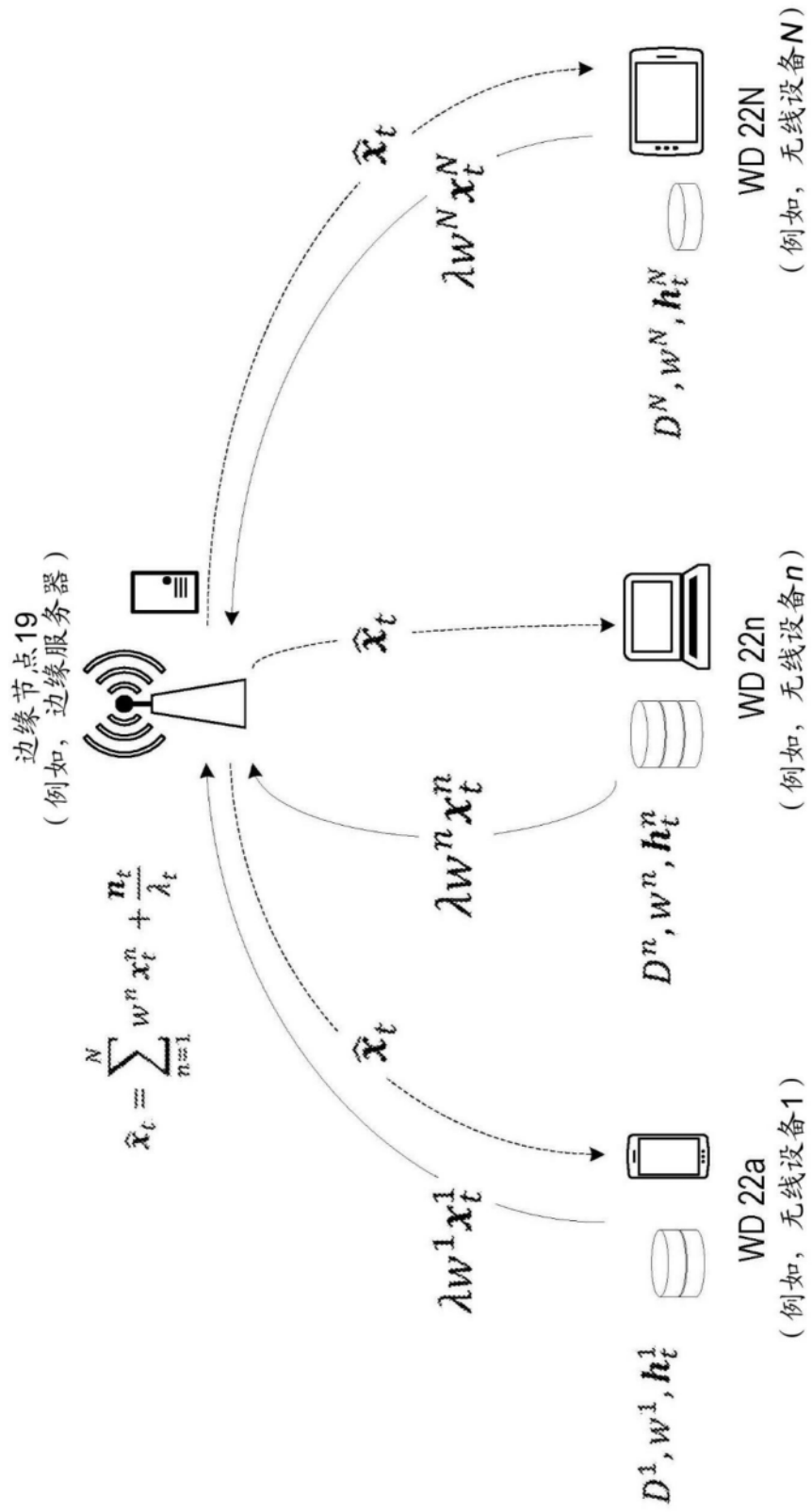


图9

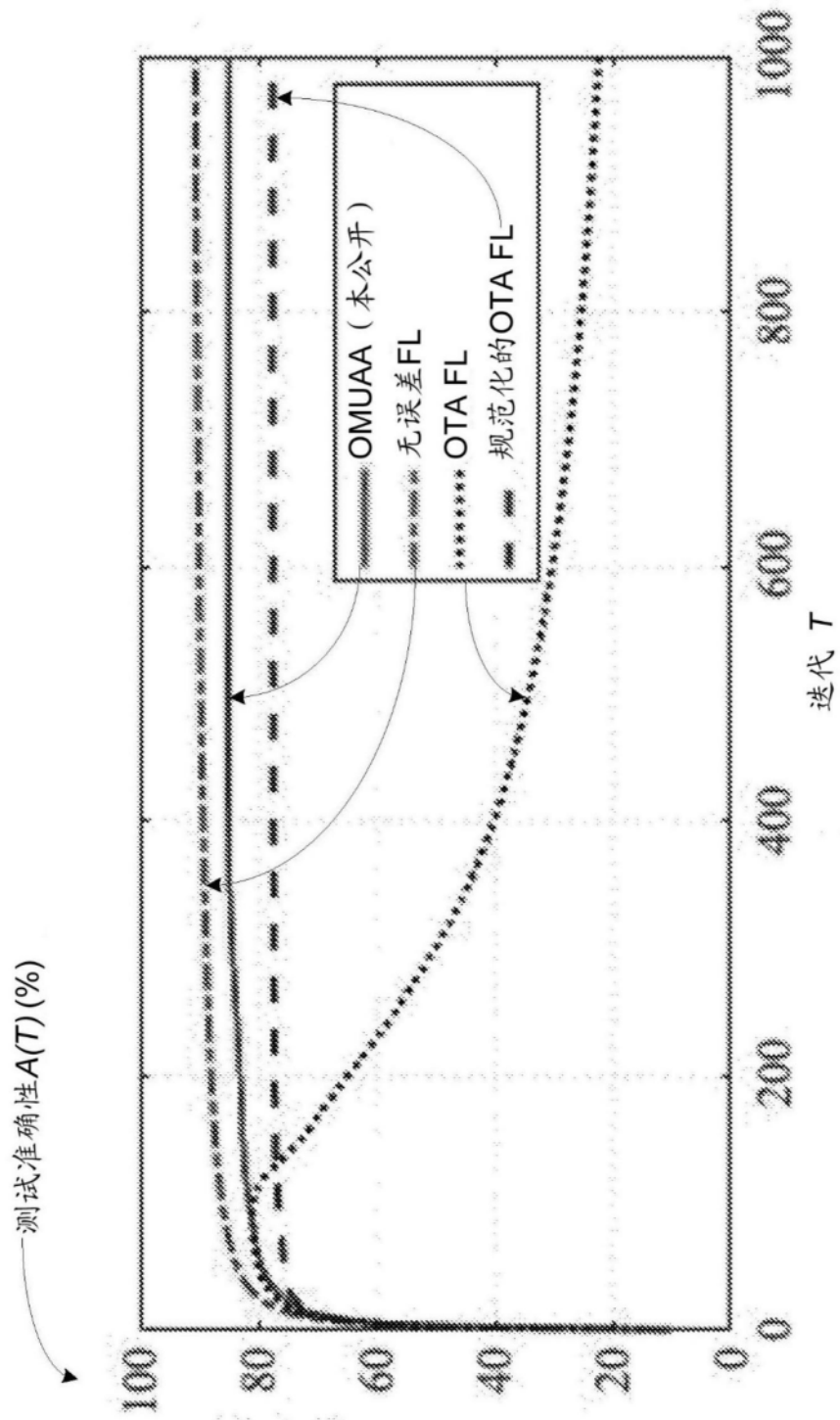


图10



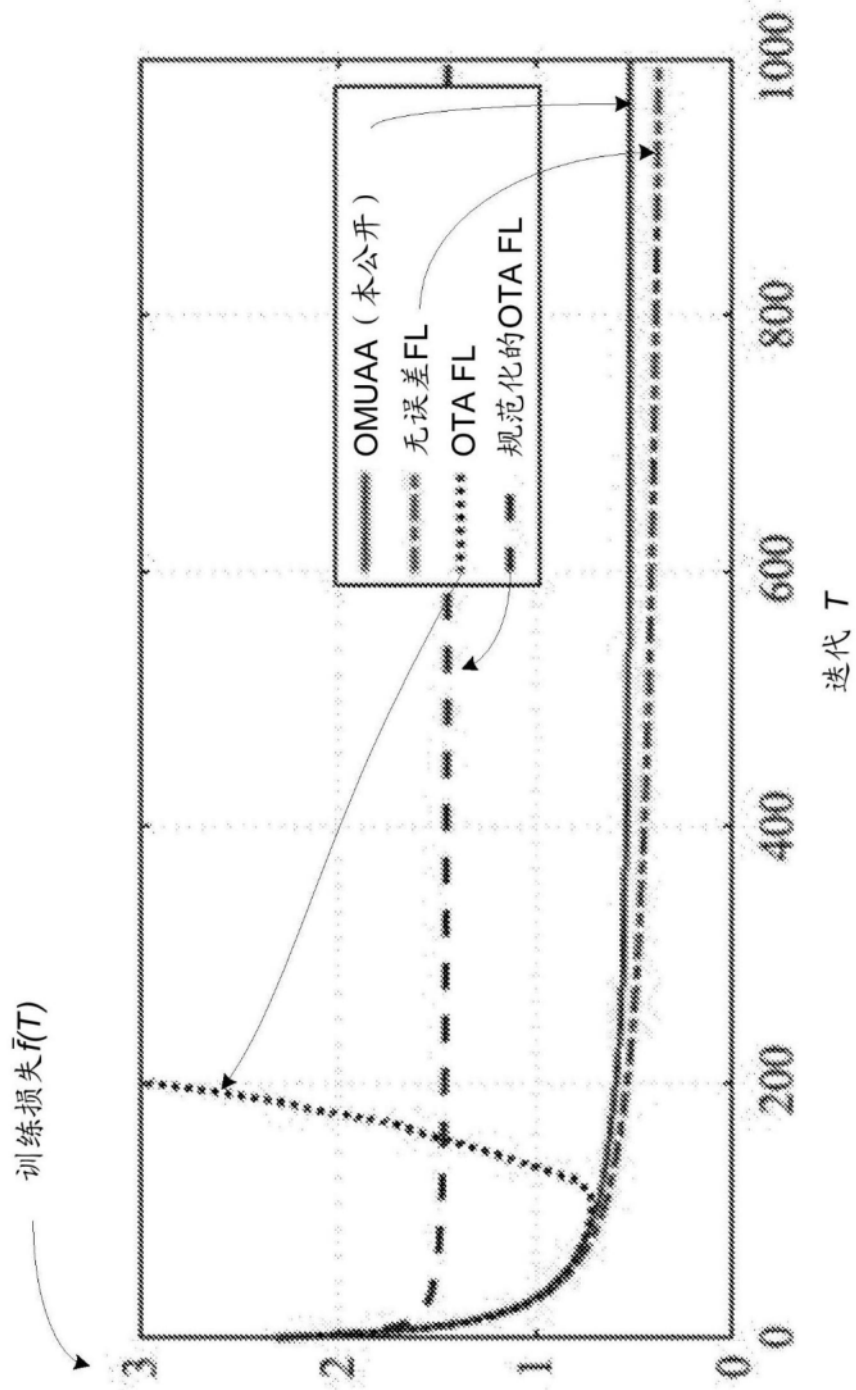


图11

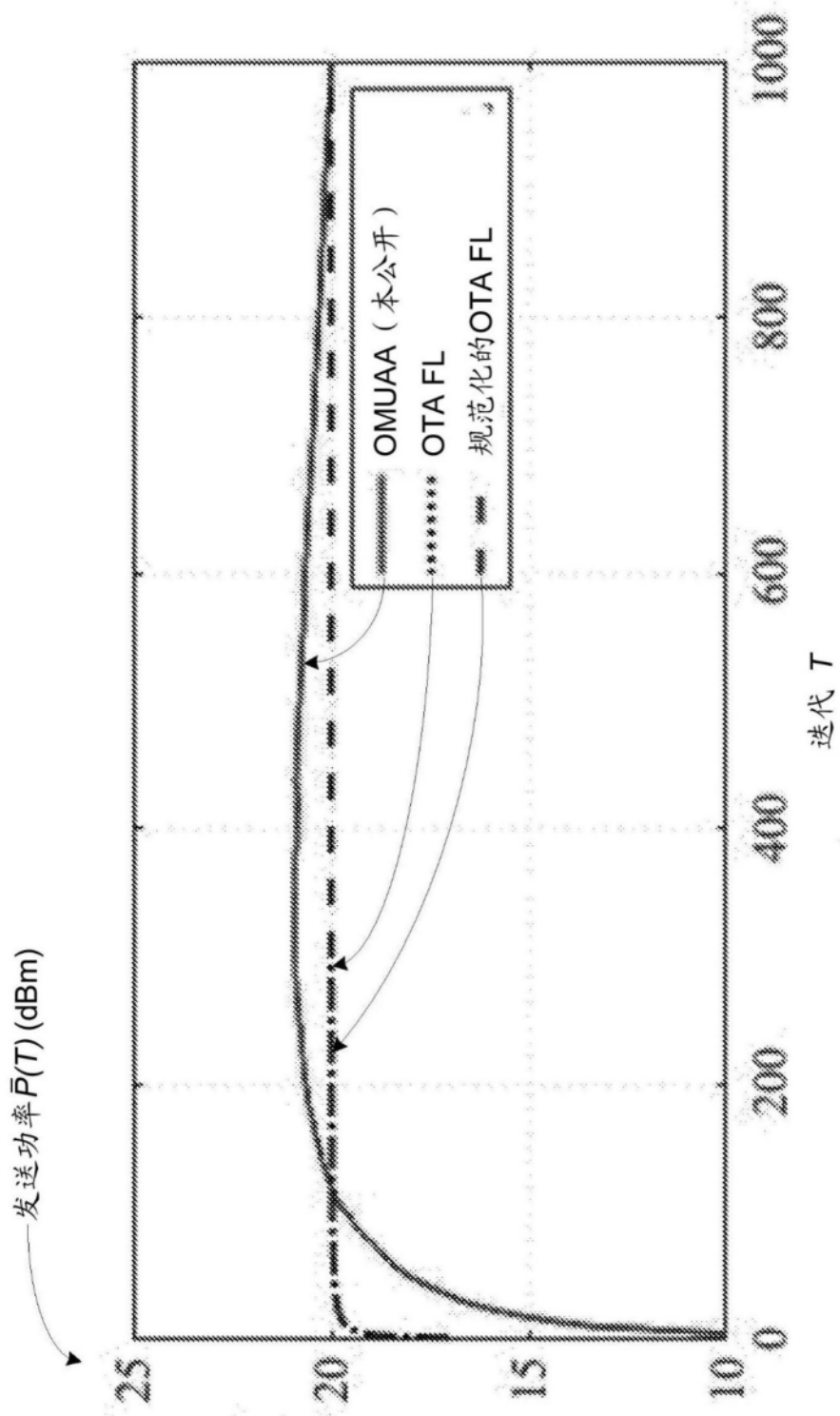


图12

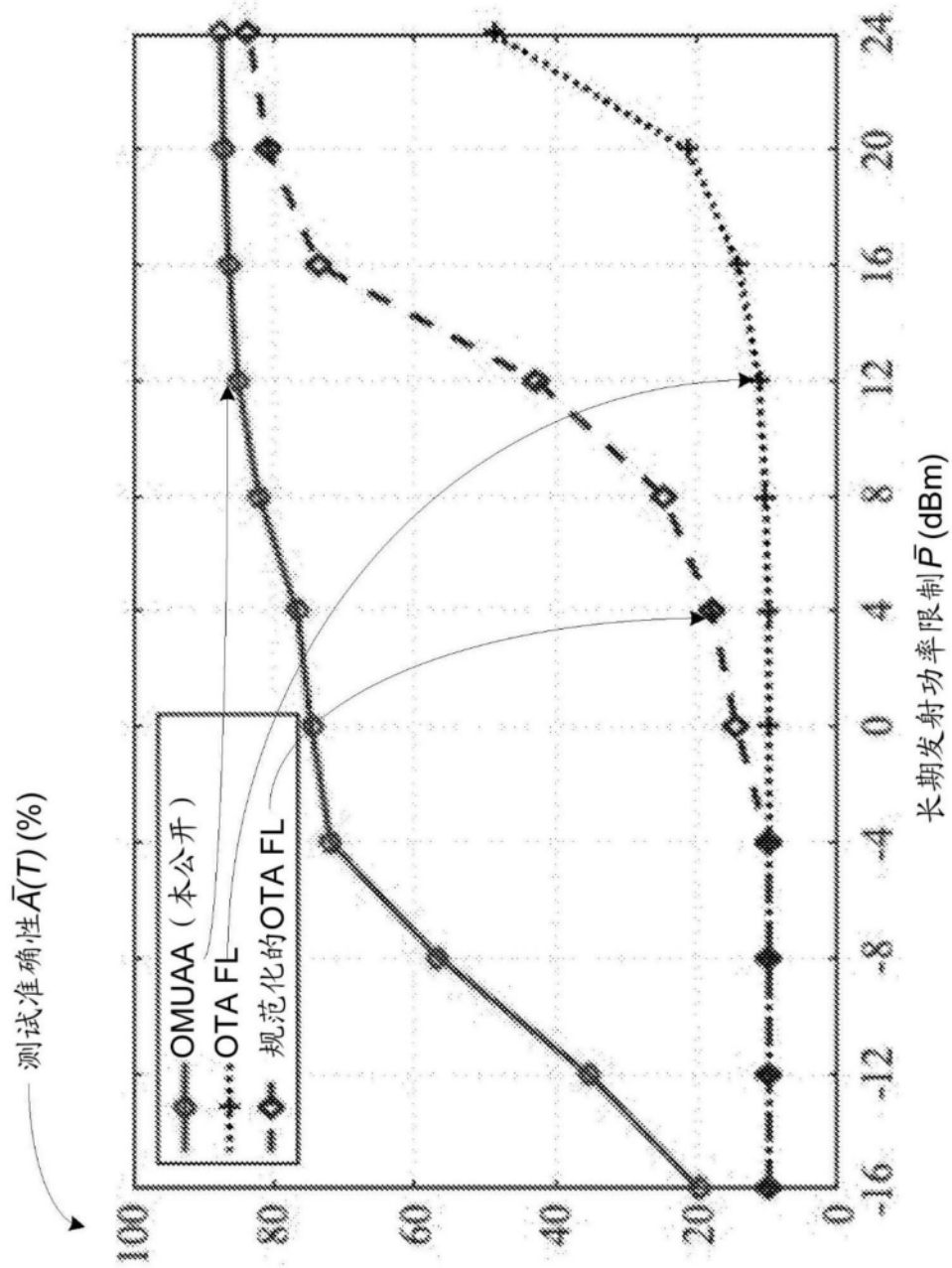


图13

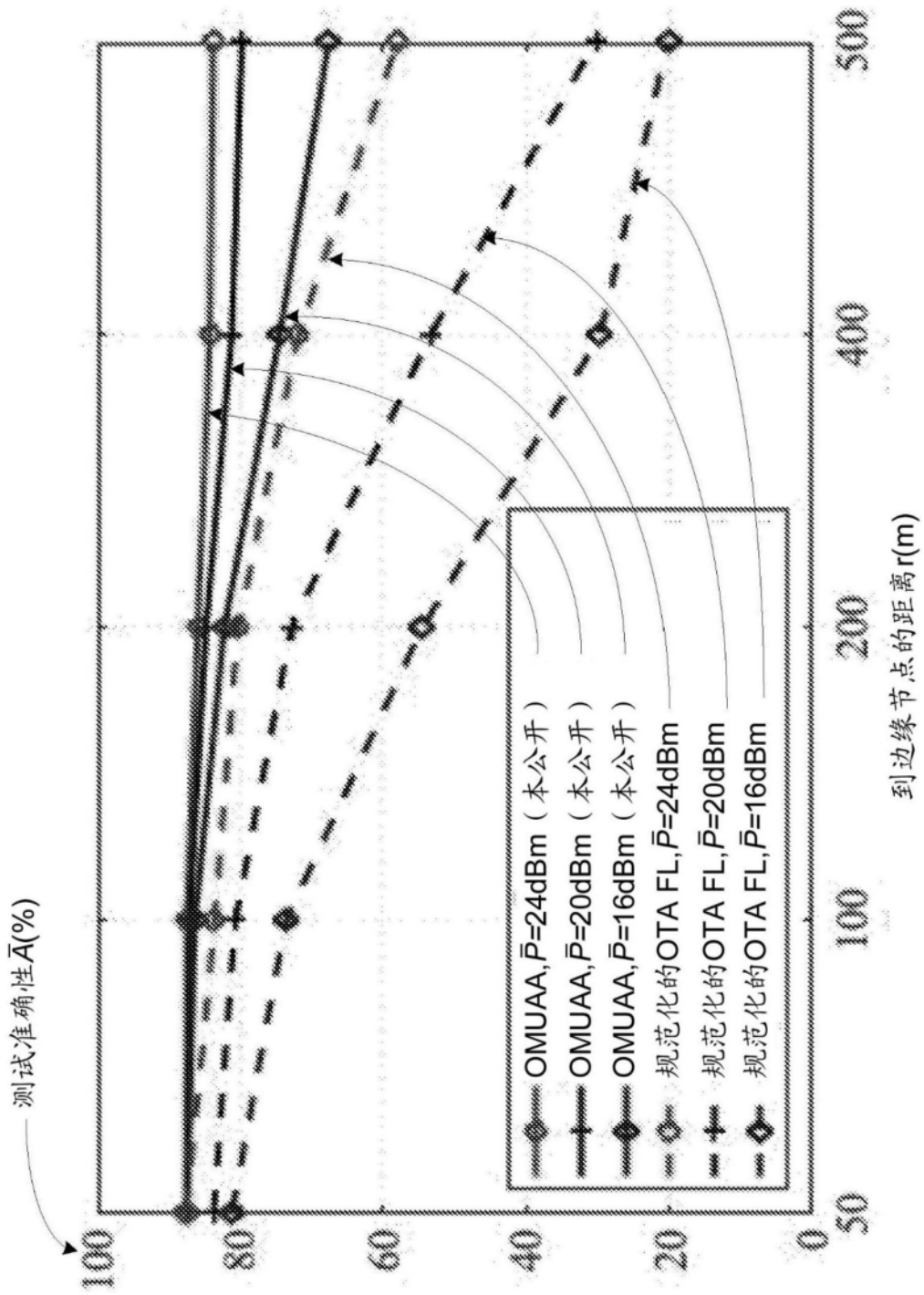


图14